PAULO ROBERTO SCHROEDER DE SOUZA

"MÉTODOS DE APOIO A DECISÃO MÉDICA PARA ANÁLISE EM DIABETES MELLITUS GESTACIONAL UTILIZANDO A PROBABILIDADE PRAGMÁTICA NA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA DE DOIS VALORES PARA MELHOR PRECISÃO DE RESPOSTA"

São Paulo
2009

PAULO ROBERTO SCHROEDER DE SOUZA

"MÉTODOS DE APOIO A DECISÃO MÉDICA PARA ANÁLISE EM DIABETES MELLITUS GESTACIONAL UTILIZANDO A PROBABILIDADE PRAGMÁTICA NA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA DE DOIS VALORES PARA MELHOR PRECISÃO DE RESPOSTA"

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Doutor em Ciências

Área de Concentração: PTC Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle

Orientador: Prof. Dr. Lincoln de Assis Moura Junior

São Paulo
2009

FICHA CATALOGRÁFICA

Souza, Paulo Roberto Schroeder de
Métodos de apoio a decisão médica para análise em diabetes Mellitus gestacional utilizando a probabilidade pragmática na lógica paraconsistente anotada de dois valores para melhor precisão de resposta / P.R.S. de Souza. -- São Paulo, 2009.
153 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1. Inteligência artificial 2. Lógica paraconsistente 3. Diabetes Mellitus (Métodos de avaliação) I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle II.t.

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Sebastião de Souza, *in memorian* e
Evelina Schroeder de Souza.
À minha esposa Elza
& aos
meus filhos: Jonhnatas, Raquel e Raphael
& irmãos, Regina e Carlos, pelo apoio e incentivo.

AGRADECIMENTOS

Nesta oportunidade em que é alcançada uma meta importante na minha vida profissional, quero expressar os meus sinceros agradecimentos ao Professor Dr. Lincoln de Assis Moura Junior e ao Professor Dr. João Inácio da Silva Filho, pela sua amizade, apoio irrestrito e ajuda tão necessária ao desenvolvimento e realização deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Celso Volpe, pelo seu incentivo desde o Mestrado ao Doutorado.

Ao CEETEPS, em especial a Professora Laura Laganá pelo seu apoio.

A UNISANTA, Universidade Santa Cecília na pessoa da Professora Dra. Silvia Ângela Teixeira Penteado, Reitora desta Instituição e ao Professor Dr. Antônio Penteado, Diretor da Engenharia, cujo apoio financeiro foi de inestimável ajuda.

A Professora Dra. Lúcia Maria Teixeira Furlani por acreditar no meu desenvolvimento e profissionalismo.

Aos meus amigos que muito me incentivaram, professores: Ataliba, Maurício Mário, Benito Piruk e Ruy Accioly.

Os problemas significativos que enfrentamos não podem ser resolvidos no mesmo nível de pensamento em que estávamos quando os criamos.
(Albert Einstein)

RESUMO

Vários métodos estatísticos aplicados à medicina diagnóstica sofreram, nas últimas décadas, enormes avanços. Grande parte destes métodos está voltada ao problema de classificar indivíduos em grupos, sendo que os testes diagnósticos ligados a técnicas de Inteligência Artificial compõem nossa principal aplicação desse trabalho. Estes testes estatísticos são descritos como métodos teoricamente capazes de indicar a presença ou a ausência de uma determinada doença, com certa chance de erro. A quantificação destas chances de erro que é, basicamente, o objetivo destes métodos tem servido a inúmeras aplicações e nesse trabalho é utilizada como fonte de evidências para os procedimentos de análises estruturados em Lógica Paraconsistente. Como a Lógica Paraconsistente é uma lógica não-clássica que aceita contradição em sua estrutura sem invalidar as conclusões, e utiliza em suas análises valores evidenciais, aplicamos aqui os conceitos fundamentais de um tipo de Lógica Paraconsistente denominada de Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v. Através dos procedimentos estatísticos e os fundamentos da LPA2v o presente estudo objetiva descrever a situação em que o teste produz uma resposta que não é descrita simplesmente como “positivo” ou “negativo”, mas por um resultado que pode ser expresso por uma variável categórica ordinal ou por uma variável contínua que pode ser considerada como grau de evidência. Esse processo é realizado utilizando uma dedução lógica que usa os conceitos da Probabilidade Pragmática na qual se pode efetuar uma ligação entre a teoria probabilística de Bayes e os métodos de aplicação da Lógica Paraconsistente Anotada com dois valores LPA2v. Dessa junção surgiram neste trabalho algoritmos Paraconsistentes que descrevem esse processo. Denominamos o processo de adaptação da Teoria de Bayes para a Lógica Paraconsistente de *ParaBayes*. Para demonstrar os procedimentos que utilizam os conceitos fundamentais da LPA2v em dados probabilísticos foram extraídos valores evidenciais de um banco de dados que se refere à submissão de um conjunto de casos, contendo uma série de evidências e o diagnóstico de Diabetes, em uma comunidade de índias PIMA. São utilizadas no banco de dados índias PIMA as técnicas dos métodos estatísticos e de raciocínio probabilístico de Bayes para levantamento de dados que foram interpretados e modelados como Graus de Evidência capazes de serem analisados pelos Algoritmos da LPA2v. Neste estudo verifica-se que a extração dos Graus de Evidência não invalida as técnicas estatísticas já estabelecidas, mas confere através da LPA2v novas formas de interpretação baseadas nos resultados e produzindo meios que facilitam o tratamento dos dados por ferramentas computacionais elevando o grau de confiança dos diagnósticos. Uma das observações importantes é que o método LPA2v/Bayes proposto utilizado para extrair evidências é capaz de evitar possíveis distorções no formato da curva que possam advir da seleção inadequada de casos de teste. Os resultados obtidos sugerem que em situações nas quais se tenha uma grande quantidade de casos em que as incertezas exijam métodos estatísticos para formar diagnóstico, esta seja uma boa técnica para se adotar em sistemas de apoio a decisão médica.

Palavras-chaves: Sistemas de Apoio à Decisão, Lógica Paraconsistente Anotada. Evidências. Lógica Nâo-Clássica. LPA2v. Probabilidade Pragmática. ParaBayes.

ABSTRACT

Several statistical methods applied to the medicine diagnostic suffered, in the last decades, enormous progresses. Great part of these methods come back to the problem from classifying individuals in groups. Tests that use techniques of Artificial Intelligence compose our main main focus. Statistical tests are described as methods capable to indicate the presence or the absence of a certain disease, with a certain chance of error. The quantification of these error chances that is, basically, the objective of these methods has served to countless applications. In this work it is used as source of evidence for the procedures of analysis structured through Paraconsistent Logic. As Paraconsistent Logic is a non-classic logic that accepts contradiction in its structure without invalidating the conclusions and uses in its analysis values attributed to evidences, we applied the fundamental concepts of a type of Logic denominated Paraconsistent Logic Annotated with two values LPA2v. Through the statistical procedures and the foundations of LPA2v the present study aims at describing the situation where the test produces an answer that is not simply described as "positive" or "negative", but can be expressed by an ordinal variable or by a continuous variable that can be considered as an evidence degree. That process is obtained using a logical deduction that uses the concepts of the Pragmatic Probability where it can make a connection between the probabilistic theory of Bayes and the methods of Paraconsistent Logic, Annotated with two values, LPA2v. Out of that junction Paraconsistent algorithms appeared in this work that describe the whole process. We denominated the process of adaptation of the Theory of Bayes to Paraconsistent Logic of ParaBayes. To demonstrate the procedures that use the fundamental concepts of LPA2v evidence values were extracted from a database comprising a series of evidences and the diagnosis of Diabetes, in a community of PIMA Indians. The PIMA Indian database was a test-bed field for the techniques of the statistical methods and of reasoning probabilistic of Bayes for rising of data that were interpreted and modeled as Degrees of Evidence capable of being analyzed by the Algorithms of LPA2v. In this study it is verified that the extraction of the Degrees of Evidence doesn't invalidate the statistical techniques established, but it allows for new forms of interpretations based on the results and producing means that facilitate the treatment of the data, elevating the trust in the diagnostic. One of the important observations is that the proposed method LPA2v/Bayes used to extract evidence is capable to avoid possible distortions in the format of the curve that is usually the result of inadequate selection of test cases. Results suggest that in situations where a great amount of cases have uncertainties this is a good technique to adopt in medical decision support systems.

keywords: Decision Support Systems. Paraconsistent Logic Annotated. Non-Classic Logic. LPA2v. Pragmatic Probability. ParaBayes.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 -	Fluxograma da análise feita pelo método Bayes/LPA2v proposto.....	20
Figura 3.1 -	Análise de uma População	28
Figura 3.2 –	Análise da Prevalência.....	31
Figura 3.3 –	Evidências em Medicina.....	31
Figura 3.4 –	Análise por Bayes.....	32
Figura 3.5 –	Tabela de Contingência e Gráfico com indicação de Cut-off	42
Figura 4.1 –	Graus das Proposições.....	48
Figura 4.2 –	Reticulado representativo da LPA.....	48
Figura 4.3 -	Eixos dos Graus de Contradição e de Certeza.....	49
Figura 4.4 -	Representações de graus de Certeza e de Contradição.....	50
Figura 4.5 -	Determinação do Grau de Certeza de valor resultante real - G_{CR} no reticulado da LPA2v.....	52
Figura 4.6 -	Representação do NAP/LPA2v.....	53
Figura 5.1 -	Representação no Reticulado dos sinais de Graus de evidência para inicio do calculo considerando probabilidades	62
Figura 5.2 -	Representação no Reticulado da obtenção do Grau de Certeza resultante Real $G_{\mathbf{CR}}$ e Grau de Evidência resultante Real μ_{ER}	63
Figura 6.1 –	Curva ROC e a Qualidade no Diagnóstico.....	69
Figura 6.2 –	Inversão dos eixos x-y.....	70
Figura 6.3 –	Representação cartesiana por plano quadrado unitário QUPC	71
Figura 6.4 –	A inversão dos eixos.....	71
Figura 6.5 -	Quadrado Unitário da LPA – QUPC.....	72
Figura 6.6 -	Quadrado Unitário da LPA – HASSE.....	73
Figura 6.7 –	Adaptando conceitos de Bayes na Paraconsistência para Diagnóstico.....	74
Figura 6.8 –	Adaptação da Curva ROC em LPA.....	74
Figura 7.1 –	Tabela de Contingência 2x2 para cálculos preditivos.....	96
Figura 7.2 –	Fórmula para cálculo de Valor Preditivo Positivo.....	96
Figura 7.3 -	Rede de Análises Paraconsistentes.....	100

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 3.1 -	Separação da população conforme sua característica.....	32
Gráfico 3.2 –	Ponto de Corte para uma população em análise.....	40
Gráfico 3.3 –	Relação entre a Curva ROC e Pontos de Corte.....	40
Gráfico 3.4 –	Curva ROC e a Qualidade no Diagnóstico.....	41
Gráfico 3.5 –	Exame A.....	42
Gráfico 3.6 –	Exame B.....	42
Gráfico 3.7 –	Sensibilidade x (1-Especificidade) de A & B.....	42
Gráfico 3.8 –	Análise de Glicemia.....	43
Gráfico 3.9 –	Análise de Glicemia para Curva ROC.....	44
Gráfico 7.1 -	Gráficos das Normais para Glicemia 110 mg/dl.....	84
Gráfico 7.2 -	Gráficos das Normais para Glicemia, 90/140 mg/dl.....	84
Gráfico 7.3 -	Considerando Valor 110 mg/dl.....	85
Gráfico 7.4 –	Considerando trechos para análise.....	86
Gráfico 7.5 -	Definição de valores de Desvio Padrão da Curva Normal ou de Gauss.....	87
Gráfico 7.6 –	Glicemia em 110 mg/dl (análise em andamento).....	89
Gráfico 7.7 -	Glicemia em 110 mg/dl (Análise A-B) Positivo.....	89
Gráfico 7.8 –	Glicemia em 110 mg/dl (Análise A-B) Negativo.....	90
Gráfico 7.9 –	Validação do Grau de Evidência com variação conforme a função S.....	90
Gráfico 7.10 –	Valoração do grau de Evidência com variação conforme a função Z.....	91
Gráfico 7.11 –	Análise do Grau de Evidência Resultante.....	92
Gráfico 7.12 -	Delineando as regiões e os picos para valor = 1.....	93
Gráfico 7.13 –	Área suprimida não utilizada da curva Negativa.....	93
Gráfico 7.14 -	Área suprimida não utilizada da curva Positiva.....	93
Gráfico 7.15 -	Regiões delineadas como Negativa e Positiva.....	93
Gráfico 7.16 -	Evidência vs Glicemia.....	93
Gráfico 7.17 -	Valores de Prevalência Positiva vs Glicemia.....	99

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 -	Tabela de Contingência, 2x2.....	28
Tabela 3.2 –	Tabela 2x2, Contingência ou Confusão.....	34
Tabela 3.3 -	Mostrando a Matriz de Confusão, *Doença vs Evidência*.....	35
Tabela 3.4–	Padrão Ouro (*Gold Standard)* – 2x2.....	35
Tabela 3.5 –	Tabela para Análise de Diagnóstico - GOLD STANDART.....	34
Tabela 3.6 –	Valores a serem usados para diagnosticar.....	37
Tabela 3.7-	Qualidade do diagnóstico em relação a área da curva ROC.....	42
Tabela 3.8 –	Tabela de Contingência.....	43
Tabela 4.1 –	Proposições.....	46
Tabela 4.2 –	Controle Legenda - Estados Não Extremos.....	51
Tabela 4.3 –	Máximos e MínimosValores de Controle.....	52
Tabela 4.4 -	Estados da Lógica.....	52
Tabela 6.1 -	Qualidade do diagnóstico em relação a área da curva ROC.....	69
Tabela 6.2 –	Interpretação da Adaptação e Transição de ParaBayes.....	73
Tabela 6.3 -	Tabela 2x2, contingência ou confusão, Padrão Ouro.....	73
	Legenda da Tabela 6.2.....	73
Tabela 7.1 -	Formulário para o lado Positivo.....	91
Tabela 7.2 -	Formulário para o lado Negativo.....	91
Tabela 7.3 -	Cálculo da Evidência.....	94
Tabela 7.4 -	Valor de Prevalência Para PC=110	97
Tabela 7.5 -	Ponto de corte 110 mg/dl.....	98

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Acurácia
E	Especificidade (ou taxa de verdadeiro negativo)
ICC	Índice de confiança
K	kappa
LPA	Lógica Paraconsistente Anotada
S	Sensibilidade (ou taxa de verdadeiro positivo)
VPN	Valor Preditivo Negativo
VPP	Valor Preditivo Positivo
P	Prevalência

LISTA DE SÍMBOLOS

μ1	Grau de crença
μ2 , ρ	Grau de descrença
G1R	Grau de crença resultante
G2R	Grau de descrença resultante
LPA	Lógica Paraconsistente Anotada
LPA2v	Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores
QUPC	Quadrado Unitário no Plano Cartesiano
Git	Grau de inconsistência
Gid	Grau de indefinição
Gf	Grau de falsidade
Gv	Grau de verdade
Gc	Grau de certeza
Gi	Grau de incerteza
T	Inconsistente
V	Verdadeiro
F	Falso
⊥	Indefinido
T →V	Inconsistente tendendo ao Verdadeiro
T→F	Inconsistente tendendo ao Falso
⊥→V	Indefinido tendendo ao Verdadeiro
⊥→F	Indefinido tendendo ao Falso
Qv →T	Quase Verdadeiro tendendo ao Inconsistente
Qf →T	Quase Falso tendendo ao Inconsistente
Qv →⊥	Quase Verdadeiro tendendo ao Indefinido
Qf →⊥	Quase Falso tendendo ao Indefinido
F→⊥	Falso tendendo ao Indefinido
V→⊥	Verdadeiro tendendo ao Indefinido
F→T	Falso tendendo ao Inconsistente
V→T	Verdadeiro tendendo ao Inconsistente
Q v	Quase verdadeiro
CLP	Controlador Lógico Paraconsistente (*Para Control*)
RC →F	Região Comum tendendo à Falsidade

RC →V	Região Comum tendendo à Verdade
RC→T	Região Comum tendendo à Inconsistência
RC→⊥	Região Comum tendendo à Indefinição
Vscc	Valor superior de Controle de Certeza
Vicc	Valor inferior de Controle de Certeza
Vsci	Valor superior de Controle de Incerteza
Vici	Valor inferior de Controle de Incerteza
¬	Conectivo Lógico da Negação
Λ	Conectivo Lógico da Conjunção ou " AND"
V	Conectivo Lógico da Disjunção ou "OR"
⇒	Implicação Lógica

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO.....	18
1	PRINCÍPIOS.....	18
1.1	MOTIVAÇÃO.....	18
1.2	OBJETIVOS.....	19
1.3	ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA E APRESENTAÇÃO.....	21
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	23
2.1	MÉTODOS QUANTITATIVOS - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	23
2.2	LÓGICA PARACONSISTENTE - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	25
3	PRINCIPAIS CONCEITOS DOS MÉTODOS QUANTITATIVOS UTILIZADOS EM MEDICINA.....	27
3.1	INTRODUÇÃO.....	27
3.2	MÉTODOS QUANTITATIVOS.....	30
3.3	PREVALÊNCIA/EVIDÊNCIA.....	32
3.4	TABELAS 2X2 E O PADRÃO OURO.....	34
3.4.1	Origem da Tabela de Contingência ou Matriz Confusão.....	34
3.5	SENSIBILIDADE E ESPECIFICIDADE.....	37
3.6	VALORES PREDITIVOS: POSITIVO (VPP) E NEGATIVO (VPN).....	39
3.7	RAZÃO DE VEROSSIMILHANÇA: POSITIVA (RVP) & NEGATIVA (RVN).....	39
3.8	CURVA ROC.....	40
3.8.1	Exemplo 3.1.....	41
3.8.2	Exemplo 3.2.....	42
3.8.3	Exemplo 3.3.....	42
3.8.4	3.8.4 Exemplo 3.4.....	44
4	A LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA.....	46
4.1	INTRODUÇÃO.....	46
4.2	LÓGICA PARACONSISTENTE.....	46
4.3	LÓGICA NÃO-CLÁSSICA.....	47
4.4	LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA (LPA).....	48
4.5	ALGORITMOS DA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA	51

4.6 O GRAU DE CERTEZA REAL G_{CR}..... 53
4.7 NÓ DE ANÁLISE PARACONSISTENTE NAP..... 54
4.7.1 Algoritmo de Análise Paraconsistente da LPA2v com cálculo do Grau de Contradição Normalizado e Intervalo de Evidência..... 54
5 PROBABILIDADE PRAGMÁTICA E A LÓGICAPARACONSISTENTE ANOTADA..... 56
5.1 INTRODUÇÃO..... 56
5.2 PROBABILIDADE PRAGMÁTICA E CONCEITO DE QUASE-VERDADE..... 56
5.3 INFERÊNCIAS PROBABILÍSTICAS..... 57
5.4 GRAUS DE CRENÇA RACIONAL E TEOREMA DE BAYES..... 58
5.5 PROBABILIDADES PRAGMÁTICAS QUANTITATIVA..... 58
5.5.1 Teorema 1..... 59
5.5.2 Teorema 2..... 59
5.7 INDUÇÃO POR ANALOGIA DA PROBABILIDADE PRAGMÁTICA NA LÓGICA PARACONSISTENTE..... 60
5.8 ALGORITMO DA LPA2V APLICADO NA ANÁLISE DE PROBABILIDADE PRAGMÁTICA..... 66
5.8.1 Relação entre os valores encontrados em uma curva 2x2 e os valores aplicados no Algoritmo Bayes/LPA2v..... 69
6 MÉTODO QUANTITATIVO E RETICULADO REPRESENTATIVO DA LPA2v..... 69
6.1 INTRODUÇÃO..... 69
6.2 REPRESENTAÇÕES GRÁFICAS DA LÓGICA PARACONSISTENTE..... 72
6.3 CRIANDO-SE NOVAS NOMENCLATURAS PARA A LPA PELA TEORIA DE BAYES..... 73
6.4 INTERPRETAÇÕES DO QUADRADO UNITÁRIO COM A TEORIA DE BAYES NA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA..... 74
6.5 AS EXPLICAÇÕES QUE CONTÉM AS ANALOGIAS PARABAYES 75
6.5.1 Interpretação da LPA2v através do QUPC com sinais de Entrada Multivalorados..... 75
6.6 O VIÉS DA METODOLOGIA PARA O DIAGNÓSTICO EM ESTUDO

– CUT-OFF..... 76
6.6.1 O ponto de corte ou valor de referência..... 76
6.8 CURVA ROC vs PARABAYES..... 76
7 APLICAÇÕES DE APOIO A DECISÃO MÉDICA..... 78
7.1 INTRODUÇÃO..... 78
7.1.1 Banco de dados *Pima Indians*..... 79
7.2 LEVANTAMENTO ESTATÍSTICO..... 80
7.3 RESULTADOS DO PROCESSO ESTATÍSTICO..... 82
7.4 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA ATRAVÉS DA PROBABILIDADE PRAGMÁTICA..... 84
7.5 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA A PARTIR DAS FREQÜÊNCIA E DESVIOS..... 86
7.5.1 A TÉCNICA DE EXTRAÇÃO DOS GRAUS DE EVIDÊNCIA..... 88
7.6 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA A PARTIR DO VALOR PREDITIVO POSITIVO (VPP)..... 95
7.6.1 Análise do Valor da Predição da População Índias Pima por Evidências..... 95
7.7 TRATAMENTO PARACONSISTENTE DOS GRAUS DE EVIDÊNCIAS..... 99
8 CONCLUSÃO..... 101
8.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS..... 101
8.2 DESCRITIVOS DECORRENTES DAS ANÁLISES..... 102
8.3 EXPECTATIVAS FUTURAS..... 103
8.4 COMENTÁRIOS FINAIS..... 103
REFERÊNCIAS..... 105
BIBLIOGRAFIA..... 109
APÊNDICE A - ALGORITMO DE BAYES..... 111
APÊNDICE B - ALGORITMO DE PROBABILIDADE PRAGMÁTICA..... 112
APÊNDICE C - ALGORITMO DO NAP USANDO GLICEMIA, VALOR MÉDIO E DESVIO PADRÃO..... 113

APENDICE D - Gráficos de Histogramas..... 114
APENDICE E - Tabelas por Tabulação Cruzada..... 117
APENDICE F - Tabulação Cruzada com Valores Calculados de Sensibilidade, Especificidade, Prevalência e Falso Positivo..... 125
APENDICE G - Tabulação Cruzada com Valores Calculados de Sensibilidade, Especificidade, Prevalência e Falso Positivo..... 127
APENDICE H - Tabulação Cruzada com Valores Calculados de Sensibilidade, Especificidade, Prevalência e Falso-Positivo..... 129
APENDICE I - Tabulação Cruzada Com Valores Calculados de Sensibilidade, Especificidade, Prevalência e Falso-Positivo..... 131
APENDICE J - Tabulação Cruzada Com Valores Calculados de Sensibilidade, Especificidade, Prevalência e Falso-Positivo..... 132
APENDICE K - Valores Referentes ao Cap. 7 Positiva: Presença DMG, Negativa: Ausência DMG..... 134
ANEXO A - Tabela 1 – Resultados Obtidos da Pesquisa INDIAS *PIMA* DMG..... 136

INTRODUÇÃO

No início de uma investigação, e em medicina não se foge à regra, frente aos dados disponíveis é necessário se fazer uma escolha racional sobre o método particular de análise que será utilizado. No processo da escolha são feitas algumas considerações importantes em relação ao objetivo da investigação, as características matemáticas das variáveis envolvidas; as hipóteses estatísticas feitas sobre estas variáveis; bem como a melhor forma de recolhimento dos dados. Além disso, segundo Marques e Dutra (2003) dentro do contexto dos sistemas que agem racionalmente, duas abordagens principais podem ser utilizadas: raciocínio lógico e raciocínio probabilístico. O raciocínio lógico pondera sobre o conhecimento prévio a respeito do problema e, sobre esta base de conhecimento retira suas conclusões. Esta abordagem, apesar de poderosa, pode não ser útil em situações em que não se conhece previamente todo o escopo do problema. Para estes casos, o raciocínio probabilístico surge como uma boa opção.

Segundo Charniak (1991), a maior vantagem do raciocínio probabilístico em relação ao raciocínio lógico é permitir ao agente chegar a decisões racionais mesmo quando não há informação suficiente para provar que qualquer das ações dadas levará a bons resultados.

1 PRINCÍPIOS

1.1 MOTIVAÇÃO

O raciocínio probabilístico trata o grau de incerteza associado à maioria dos domínios, e tem as *Redes Bayesianas* como uma boa ferramenta usada em muitas aplicações do mundo real para este tipo de raciocínio. Na área de medicina, o raciocínio probabilístico e as Redes Bayesianas são bastante utilizados em sistemas de apoio à decisão, como por exemplo em testes epidemiológicos que são a base da investigação para o diagnóstico precoce de algumas doenças. Existem testes baseados em observações de determinado fenômeno, ou através de técnicas laboratoriais, que permitem a previsão ou detecção desse acontecimento numa fase incipiente de desenvolvimento.

Os vários métodos estatísticos aplicados à medicina diagnóstica vêm sendo desenvolvidos em parte com o objetivo de tratar de melhor forma o problema de classificar indivíduos em grupos oferecendo uma interpretação mais fácil e clara para as tomadas de decisão.

Os testes que utilizam os raciocínios probabilísticos são descritos como sendo teoricamente capazes de indicar a presença ou a ausência de uma determinada doença, com certa probabilidade de erro. Devido à possível incerteza dos dados muitas vezes os métodos são obrigados a inserir práticas de estimativas grosseiras que podem implicar em respostas imprecisas, mesmo utilizando sofisticados meios estatísticos. A quantificação das probabilidades de erro que é, basicamente, o objetivo destes métodos estatísticos gera a motivação de estudar estas análises através de uma nova abordagem lógica que utiliza os conceitos da Lógica Paraconsistente.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo principal é a apresentação de uma nova abordagem para os Métodos Quantitativos em Medicina para Sistemas de Apoio à Decisão em que é feita a junção da teoria probabilística, usada tradicionalmente através da teoria de Bayes, com a Lógica Paraconsistente.

Conforme será visto com detalhes, a Lógica Paraconsistente é capaz de aceitar informações incertas, que possam conter contradições, sem que invalide o resultado da análise. Dessa forma, a partir da teoria de *Bayes*, que faz o tratamento de incerteza considerando os sinais[1] de informações obtidos de dados probabilísticos, pode-se obter uma normalização e melhor interpretação usando os conceitos fundamentais da Lógica Paraconsistente. Para isso é primeiramente feito um estudo considerando-se os conceitos da Probabilidade Pragmática (DA COSTA, 1991) obtendo-se, então, através de uma inferência lógica os meios de ligação (DA SILVA FILHO, 2008) com os conceitos fundamentais de uma classe de lógica paraconsistente denominada de Lógica Paraconsistente Anotada, com anotação de dois valores (LPA2v) (DA SILVA FILHO, 1999).

[1] Sinais: informações ou dados

Com a junção da teoria de *Bayes* com a LPA2v os resultados obtidos com o método probabilístico expresso pelas medidas de *sensibilidade* e *especificidade*, as quais podem ser representadas através de uma curva ROC, ou mesmo por uma tabela 2x2 que representa o "padrão ouro", receberão um tratamento através do método de análise da Lógica Paraconsistente resultando em valores propícios a permitir uma conclusão mais acertada a respeito dos testes.

A figura a seguir mostra o fluxograma da metodologia utilizada neste trabalho de:

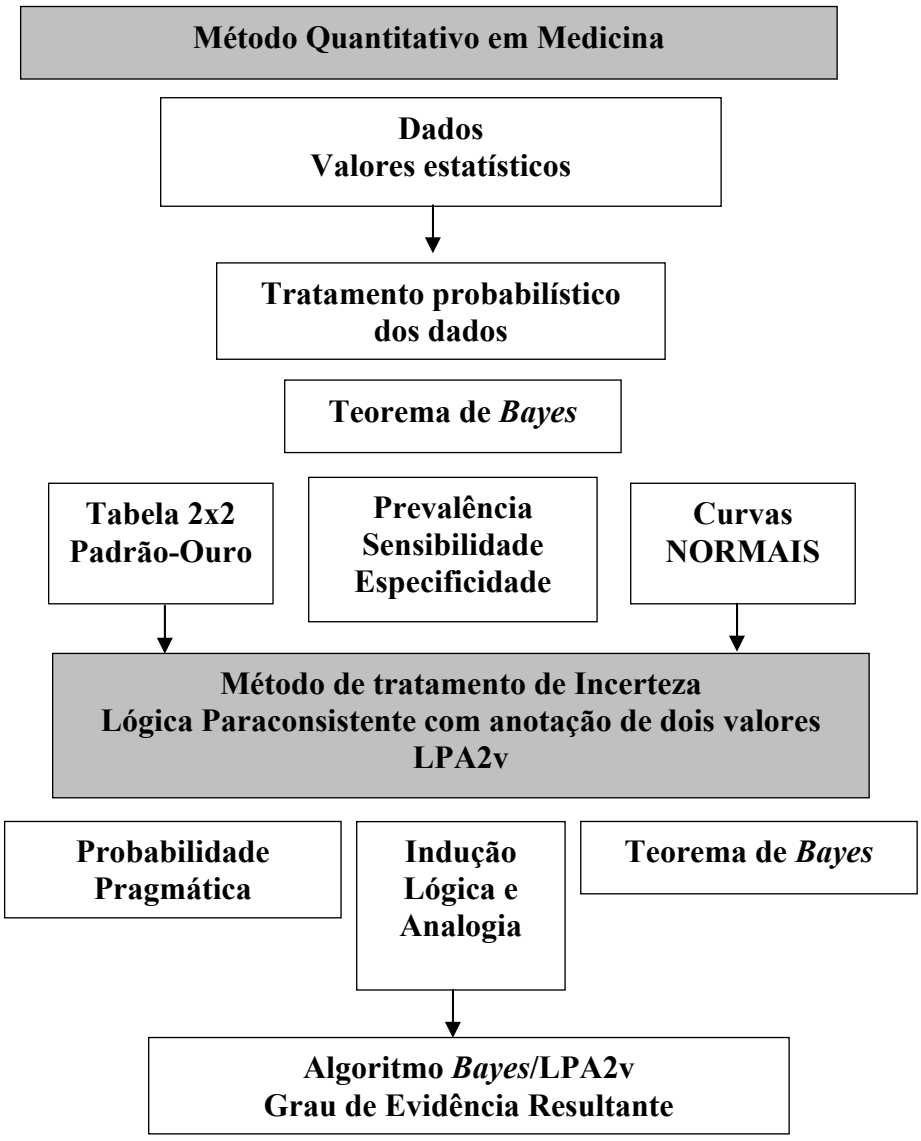


Figura 1.1 - Fluxograma ilustrativo do método Bayes/LPA2v proposto

1.3 ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA E APRESENTAÇÃO

Para facilitar o entendimento do desenvolvimento desta pesquisa apresentamos agora como está organizada este documento.

A apresentação da tese está separada em oito capítulos.

Após esta introdução, no segundo capítulo, é dada uma breve descrição do estado da arte, através da revisão da literatura referente aos métodos probabilísticos aplicados em medicina, como análise de curva ROC e tabela de padrão ouro. Além da citação e comentários sobre o conceito da Probabilidade Pragmática, também serão comentadas as referências que utilizam o tratamento de incertezas através das lógicas não clássicas, mais especificamente a Lógica Paraconsistente.

No capítulo 3 são apresentados os principais conceitos aplicados em métodos quantitativos utilizados em medicina. Dessa forma é feita uma pequena retrospectiva da utilização das técnicas estatísticas e os dados probabilísticos utilizados para as curva de diagnósticos, incluindo a curva ROC e obtenção de tabelas 2x2.

No capítulo 4 é apresentada a Lógica Paraconsistente com os métodos de tratamento de incerteza nela fundamentados. Neste capítulo é feito o destaque do método que utiliza uma classe especial de lógica paraconsistente denominada de Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v. São apresentados os conceitos da LPA2v e as formas de aplicações que geram algoritmos capazes de dar tratamento adequado a sinais de informações incertas e contraditórias.

No capítulo 5 são apresentados a Probabilidade Pragmática e temas relacionados com teorias que elaboram os conceitos da quase-verdade ou verdade pragmática. Ainda neste capítulo são apresentadas formas de tratamento de probabilidade e conceitos que levam a uma lógica dedutiva capaz de ligar a teoria de Bayes com a Lógica Paraconsistente Anotada LPA2v.

O capítulo 6 apresenta um estudo em que se faz uma analogia entre o Reticulado representativo da LPA2v e os métodos quantitativos utilizados na

medicina. São apresentadas as relações existentes entre os valores da tabela 2x2 e as regiões delimitadas do reticulado da LPA2v.

O capítulo 7 apresenta a indução lógica que promove a junção da Teoria de Bayes ligada aos algoritmos a LPA2v e os principais estudos de forma detalhada que levaram a sua criação. Aqui é realizado um estudo de casos de evidência aplicando a Probabilidade Pragmática na LPA através de parte do Banco de Dados das Índias Pima (SIGILLITO, 1990).

Neste capítulo são demonstradas três importantes técnicas que permitem a extração de Graus de Evidências para auxilio a tomada de decisão.

São mostrados estudos de casos analisados por Técnicas LPA e Estatística e estudados alguns dos resultados obtidos através de Histogramas, sua Curva Não Linear, e dessa forma são verificadas as Evidências na abordagem para os Métodos Quantitativos em Medicina.

Ainda é deixada como sugestão uma configuração de Redes de Análises Paraconsistentes para Auxilio em Diagnostico Médico na Detecção de Diabetes.

Por fim, são apresentadas as conclusões gerais sobre o trabalho realizado, sua contribuição para as pesquisas, bem como algumas linhas de orientação para futuros trabalhos de investigação.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 MÉTODOS QUANTITATIVOS - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os pesquisadores Dorfman e Alf (1969), realizaram uma das maiores contribuições para o desenvolvimento da teoria da análise ROC[2], sendo pioneiros nos estudos das estimativas de máxima verossimilhança dos parâmetros da teoria de detecção de sinal (dados) com o método "*rating method*" para determinação das estimativas e respectivos intervalos de confiança. Nesse trabalho, os autores com base no modelo Thurstone com dois estímulos associados, desenvolveram uma solução de normalização utilizando pseudo valores, fornecendo também os procedimentos para obtenção da matriz de variâncias-covariâncias e intervalos de confiança (BRAGA, 2000 apud DORFMAN &CALF, 1969).

Irvin Pollack e R. Hsieh (1969) trataram do problema de medidas de precisão utilizadas em psicologia. Neste trabalho os autores demonstram a relação da área abaixo da curva ROC com a percentagem de respostas corretas no procedimento de análises. Neste enfoque destacam a importância do índice área abaixo da curva ROC e o fato de este ser uma medida não-paramétrica. São apresentados neste trabalho alguns problemas inerentes a este tipo de análise como o desconhecimento da sua distribuição amostral.

Em 1973, Green e Swets, apresentaram um estudo sobre o desenvolvimento da teoria de detecção de sinal e a sua aplicação ao campo da psicofísica. Neste importante trabalho os autores apresentaram uma introdução à teoria das probabilidades, teoria estatística de decisão, e analise de propagação de ondas. São descritas as aplicações experimentais da teoria a alguns casos de problemas ligados à psicologia.

Em 1973, Dorfman, Beavers e Saslow, apresentaram um importante estudo onde compara a eficiência de programas computacionais que utilizavam métodos quantitativos analisando através de curvas ROC na avaliação de sistemas de

[2] A análise ROC (Receiver Operating Characteristic) é uma ferramenta poderosa para medir e especificar problemas no desempenho do diagnóstico em medicina. Esta análise por meio de um método gráfico simples e robusto permite estudar a variação da sensibilidade e especificidade, para diferentes valores de corte (BRAGA, 2000).

diagnostico no campo da medicina. Este trabalho deu maior ênfase em técnicas de imagem medica radiológica.

Swets e Pickett (1981) publicaram estudos de avaliação de sistemas de diagnóstico a partir de métodos provenientes da teoria de detecção de sinal (dados). Os autores procuram neste trabalho conduzir os diversos resultados que surgem na avaliação do desempenho de um sistema de diagnóstico, ao longo de uma série de diferentes situações nas quais estes sistemas são utilizados. Estas situações incluem a medicina, controle de qualidade industrial, inspeção de materiais e máquinas, estratégia militar, a pesquisa de informação e a investigação criminal. Referem-se ainda que “o diagnóstico em qualquer uma de suas formas pode ser visto como um problema de detecção de sinal e classificação, e a teoria moderna de detecção de sinal fornecem os melhores métodos disponíveis para avaliar sistemas de diagnóstico. Estes métodos fornecem um índice válido e fiável da precisão do diagnóstico e, por conseguinte, satisfazem um primeiro objetivo da avaliação” (BRAGA, 2000 apud SWETS & PICKETT, 1981).

Apresentam também um algoritmo para obtenção das estimativas de máxima verossimilhança dos parâmetros da teoria de detecção de sinal para o *método de scoring* que aplica uma variante do método de Newton-Raphson.

Em 1982, Hanley e McNeil estudaram os procedimentos que utilizam a área abaixo da curva ROC, e utilizaram as ligações entre vários conceitos estatísticos para desenvolverem técnicas analíticas para explicitar as propriedades estatísticas da curva. Neste trabalho os autores apresentam uma rotina de cálculo para a estatística de Wilcoxon-Mann-Whitney. Destacam ainda a importância da não existência de pressupostos distribucionais para estes cálculos. Abordando métodos para detectar diferenças significativas entre áreas abaixo de duas curvas ROC a partir da dimensão da amostra, *n,* e para vários níveis de confiança, os autores apresentam uma forma de otimizar a dimensão da amostra considerando igualdade entre as amostras de casos normais e anormais.

Hanley e McNeil em 1983 estendem a análise da curva ROC a uma maior área de atuação, particularmente quando duas ou mais curvas ROC, são geradas usando o mesmo conjunto de dados. Nesta situação seus estudos mostraram que se torna necessária a introdução de uma medida de associação entre os dois conjuntos de observações sobre os dados em questão. É apresentada uma tabela na qual, a partir da média dos coeficientes de correlação, *rA* (coeficiente de

correlação não paramétrico para os casos designados anormais) e *rN* (coeficiente de correlação não paramétrico para os casos designados normais), e da média das áreas *A*1 e *A*2, determina-se o coeficiente de correlação *r* entre as áreas das duas curvas ROC. Ainda neste trabalho é estabelecida uma relação para o número de indivíduos necessários em casos de experiências com emparelhamento e para amostras independentes.

Em 1992, Iverson e Ching-Fan Sheu, apresentaram definições importantes no desenvolvimento da teoria da curva ROC considerando uma generalização das propriedades do modelo padrão da Normal na teoria de detecção de sinal. Com isso apresentaram o *"teorema da área"* e demonstram também, para uma curva ROC no plano *bi-normal*, a relação entre a distância da reta ajustada a origem e o valor da área abaixo da curva ROC.

Em 2000, Braga apresentou um trabalho no qual são analisados vários estudos relacionados com as curvas ROC. Neste trabalho são analisadas diferentes abordagens dos métodos quantitativos que utilizam esta técnica analisando detalhadamente diferentes programas computacionais.

2.2 LÓGICA PARACONSISTENTE - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Em 1987, Subrahmanian publicou em Washington, DC, EUA, um dos primeiros trabalhos que colocava a Lógica Anotada como possibilidade de ser aplicada em programação, o qual chamou de ParaLog ou ProLog Paraconsistente. Neste trabalho o autor introduz a idéia de se representar conhecimento através dos átomos anotados[3] sendo um marco na área de programação lógica.

Em 1992, Abe, considerando a Lógica Anotada como uma Lógica Paraconsistente apresentou os cálculos de predicados de primeira ordem, sistematizando e criando os fundamentos dessa lógica. Neste trabalho foram apresentados um apanhado geral dos fundamentos teóricos da Lógica Paraconsistente Anotada.

Em 1991 Da Costa, Abe e Subrahmanian estabelecem os fundamentos e formas teóricas de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada através de tipos

[3] [Átomo] = Um átomo do ParaLog é: 1. Toda expressão formada por letras e dígitos, iniciada por letras minúsculas; 2. Uma expressão formada por dígitos; 3. Toda expressão: incluindo o caracter branco, delimitada por aspas.

de reticulados representativos. Com esses trabalhos, um novo campo de pesquisa se abriu para a construção de sistemas na área de Inteligência Artificial capazes de utilizar como fundamentos a Lógica Paraconsistente Anotada.

Em 1997, Da Costa publicou um ensaio teórico que trata, entre outros assuntos, do conceito de *quase-verdade* resultando em uma probabilidade que denominou de Probabilidade Pragmática. Neste trabalho o autor desenvolve lemas e teoremas que ligam o conceito da Probabilidade Pragmática ao teorema de Bayes.

Em 1999, Da Silva Filho apresentou, em tese de doutoramento, os conceitos fundamentais da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v. O método de interpretação do reticulado da Lógica Paraconsistente Anotada permite que sejam criados algoritmos paraconsistentes capazes de serem aplicados em diversos campos do conhecimento. Naquele trabalho são apresentadas diversas formas de aplicações da LPA2v e suas principais equações para tratamento de sinais contraditórios.

Em 2003, Hifume, com o objetivo de encontrar formas de aplicações, estuda e analisa com rigor a teoria da verdade pragmática. Esse trabalho apresenta resultados interessantes que possibilitam as aplicações da Probabilidade Pragmática na análise e tratamento de dados

Em 2006, Lima traz estudos e resultados do equacionamento de teorias de quase-verdade e Probabilidade Pragmática voltadas à geração de tabelas que possibilitam gerar processo de computabilidade real.

Em 2008, Da Silva Filho publicou trabalho no qual são relacionados os conceitos de quase-verdade da Probabilidade Pragmática com os métodos de aplicação da Lógica Paraconsistente de Anotação de Dois Valores (LPA2v). Esses resultados apresentados em formas de gráficos demonstram a possibilidade de utilização em diversos campos do conhecimento em que seja importante obter informação de dados probabilísticos. Neste mesmo ano, Da Costa (2008), publica a importância da Lógica Indutiva e Probabilidade.

3 PRINCIPAIS CONCEITOS DOS MÉTODOS QUANTITATIVOS UTILIZADOS EM MEDICINA

3.1 INTRODUÇÃO

Sabe-se que há uma série de outros problemas que podem surgir no desenvolvimento de um trabalho de pesquisa científica. Estes obstáculos têm de ser previstos e minimizados pelos autores, sob pena de interferirem decisivamente na qualidade dos resultados.

Quando se avalia a acurácia, ou o poder de um teste diagnóstico determinado, deve-se confrontar seus resultados com um padrão reconhecido como mais preciso e freqüentemente denominado de “Padrão Ouro”. O Padrão Ouro é este considerado, no momento da execução dos ensaios, o mais acurado para o diagnóstico em questão. Mesmo sem oferecerem certezas absolutas, na maioria das vezes eles devem ser usados, e o desafio do pesquisador é encontrar testes o mais próximos possível do ideal (“Padrão Ouro”), mas com menor custo e o menos invasivo possível, em se tratando de exames clínicos. Na prática é possível que os “Padrões Ouro” existentes até o momento não sejam adequados e mesmo que novos testes em desenvolvimento sejam superiores aos atualmente estabelecidos como referência. Estes fatores podem atrapalhar o estudo e devem ser levados em conta pelo pesquisador ou clínico, que por sua vez sempre ter consciência de que sempre há incertezas e limitações nos dados e nos métodos de análise.

Considerando-se que a *precisão* está associada à dispersão dos valores em sucessivas observações, e a *exatidão* refere-se à proximidade de uma estimativa do verdadeiro valor que se pretende mensurar, são as limitações destes que originaram os conceitos de *Sensibilidade* e *Especificidade* de um teste diagnóstico.

Quanto maior a Sensibilidade for para um teste, maior a possibilidade de se detectar uma doença. Testes sensíveis são indicados quando o risco de não diagnosticar a doença acarreta importantes conseqüências para o doente (doença grave, mas tratável, como é o caso da tuberculose). Testes altamente sensíveis são excelentes para excluírem um determinado diagnóstico.

Para avaliação da acurácia de um teste, a relação entre o resultado de uma prova diagnóstica, seja ela laboratorial ou não, e a ocorrência da enfermidade que ela busca diagnosticar, é normalmente criada uma tabela 2x2, conforme ilustrado na Figura 3.1 abaixo. Deve-se notar que apenas em duas das células desta tabela o resultado do teste está correto. Esta tabela reflete que se espera que não existam provas diagnósticas perfeitas, capazes de acertar todos os diagnósticos. A acurácia é a proporção de testes Verdadeiramente Positivos e Verdadeiramente Negativos, em relação à totalidade dos resultados.

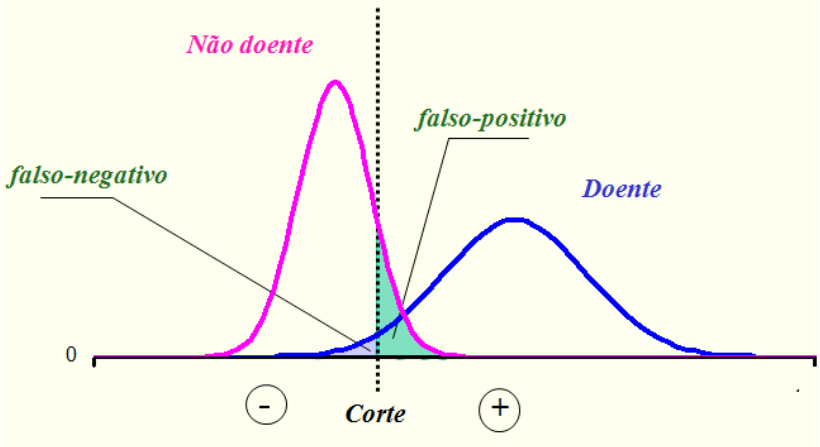


Figura 3.1 – Análise de uma População
Fonte: (MASSAD & SILVEIRA, 2003)

A Tabela 3.1 da Figura 3.1 é excelente para que se definam os conceitos de Sensibilidade, Especificidade e Valor Preditivo, como se segue.

Tabela 3.1 – Tabela de Contingência, 2x2

Exame/ Paciente	**doente**	**Não doente**	**Total**
positivo	Verdadeiramente doente	Falso positivo	Total positivo
negativo	Falso negativo	Verdadeiramente não doente	Total negativo
	Total doente	Total não doente	Total da Pop

Essa tabela define a relação de doentes e não doentes, assim como também a dispersão de Falsos Doentes (Falso Positivo) e Falsos Não Doentes (Falso Negativo), possibilitando encontrar os valores absolutos. A Sensibilidade nos fornece

a probabilidade do exame ser positivo, dado que o indivíduo é verdadeiramente doente enquanto que a Especificidade a probabilidade do exame ser negativo, dado que o indivíduo é verdadeiramente não doente. Para o valor Preditivo Positivo temos a probabilidade do indivíduo ser portador da doença dado que o exame deu positivo e para negativo, a probabilidade do indivíduo não ser portador da doença, dado que o exame deu negativo.

Quanto maior a Especificidade, maior a probabilidade de que sujeitos sem a condição testada sejam excluídos pelo teste. Testes muito específicos são freqüentemente usados para confirmar a presença de doenças. Testes específicos são mais úteis quando seu resultado é positivo. Testes altamente específicos são necessários quando resultados Falso Positivos podem levar o paciente a tratamento ou conduta desnecessários ou de risco para o paciente.

Para os Valores Preditivos quanto mais específico for um teste, melhor será seu Valor Preditivo Negativo (ou seja, maior será a certeza de que uma pessoa com resultado negativo não tem a doença em estudo). Quanto mais sensível for um teste, melhor será seu Valor Preditivo Positivo (ou seja, maior será a certeza de que uma pessoa com resultado positivo tenha a doença em estudo).

Repetibilidade dos testes diagnósticos é a freqüência com que um teste fornece os mesmos resultados quando é repetido no mesmo paciente, por diferentes profissionais ou observadores. Por exemplo: dois observadores diferentes, em ocasiões separadas, avaliam a mesma característica nos mesmos indivíduos. O resultado pode ser avaliado pelo índice de kappa (K), que mede a proporção de concordâncias além da esperada pela chance.

O índice kappa varia entre 0 e 1, ou seja, quanto maior a concordância, mais perto da unidade estará o valor de kappa.

O Valor Preditivo é influenciado pela Sensibilidade e Especificidade do teste e condicionado pela prevalência[4] da doença na população em que o teste está sendo aplicado. Quanto maior a sensibilidade do teste, maior será seu Valor Preditivo Positivo, ou seja, maior a segurança de que um paciente com resultado positivo tenha de fato a condição testada. Como o Valor Preditivo é influenciado pela Prevalência, seu valor depende do contexto em que é aplicado o teste.

[4] Prevalência é a probabilidade de ocorrência de um evento.

A interpretação de um teste diagnóstico negativo ou positivo pode variar de um local para outro, de acordo com a prevalência estimada da doença no local.

Exemplo:

1. Quando a prevalência é = 100%,

o valor preditivo negativo é = 0.

2. Quando a prevalência é = 0 %,

o valor preditivo positivo é = 0.

3.2 MÉTODOS QUANTITATIVOS

Thomas Bayes, um matemático inglês do século XVII legou-nos o seu teorema que permitiu estabelecer que a probabilidade pós-teste de uma doença era função da Sensibilidade e Especificidade do exame e da Prevalência da doença na população (probabilidade pré-teste). Os médicos, ao formular suas hipóteses diagnósticas, ao interpretar os exames laboratoriais e ao prescrever um tratamento, intuitivamente, utilizam o Teorema de Bayes. Hoje, vivemos a era da alta tecnologia em que as pessoas, freqüentemente, tendem a interpretar a positividade de um exame sofisticado e caro como sinônimo de doença. Não devemos esquecer que todos os exames, sem exceção, desde o corriqueiro exame clínico até uma tomografia computadorizada, estão limitados pela sensibilidade, especificidade e valor preditivo pré-teste.

A Medicina Baseada em Evidências (MBE) é um processo de tomada de decisões que tem por objetivo auxiliar sobre os cuidados em saúde. Não apenas a tomada de decisão do médico quando está diante do doente, mas no sentido mais amplo, em que é necessário incorporar todos os princípios, recursos e pessoas que estão envolvidas.

Na prática clínica quatro situações básicas tendem a se repetir: a) diagnóstico; b) tratamento; c) prognóstico; d) prevenção. Cada uma dessas situações compreende cinco componentes específicos: a) acesso à informação, b) avaliação crítica (ou melhor, da qualidade) da literatura, c) principais desenhos de pesquisa clínica, d) métodos estatísticos, e) planejamento de pesquisas clínicas. Em cada uma dessas situações básicas é necessário saber acessar a informação, avaliar a literatura, entender as limitações (vantagens e desvantagens) de cada

desenho de estudo, conhecer os métodos estatísticos envolvidos com a situação clínica e planejar pesquisas para que seus resultados sejam válidos (CLARK, 2003).

Os testes diagnósticos são instrumentos importantes na facilitação das decisões que os médicos são obrigados a realizar como parte intrínseca da sua atividade. Geralmente obedecem a vários tipos de tomada de decisão.

O teste diagnóstico ideal daria sempre respostas corretas, positivo para a presença da doença e negativo para a ausência, seria rápido, seguro, confiável e de baixo custo. Por conseguinte, na prática não existe teste ideal. Os estudos dos testes diagnósticos utilizam desenhos semelhantes aos estudos observacionais, mas seus objetivos e procedimentos estatísticos são diferentes como veremos (CARVALHO, 2008). .

Não há uma forma definitiva de quantificar incertezas e o assunto é bastante controverso. A primeira tentativa séria foi feita pelo Reverendo Thomas Bayes (1702 -1761).

Bayes introduziu o conceito de uma distribuição *a priori* sobre o conjunto das hipóteses possíveis, indicando os graus de crença para as diferentes hipóteses, antes dos dados serem observados, que denotamos por p(h).

Essa distribuição *a priori* junto com o conhecimento da distribuição de probabilidade dos dados “d” dada a hipótese “h”, denotada por p(d|h), capacita-nos a obter a distribuição de probabilidade total (marginal) dos dados observados, denotada por p(d).

Agora estamos em posição de calcular a distribuição condicional da hipótese dados os dados observados:

$$p(h \setminus d) = \frac{p(h).p(d \setminus h)}{p(d)}$$

Que é chamada distribuição *a posteriori* ou distribuição de incertezas sobre as hipóteses à luz dos dados observados.

A partir do conhecimento *a priori* das hipóteses alternativas e dos dados observados, obtemos um conhecimento novo sobre as hipóteses possíveis e a solução de Bayes é, de fato, logicamente sólida.

O teorema de Bayes é particularmente importante nas áreas de saúde porque é um dos instrumentos quantitativos que permite associar dados clínicos e laboratoriais de grandes amostras para um caso particular no estabelecimento de

prognóstico, diagnóstico ou condutas terapêuticas. Vários conceitos de relevância clínica e epidemiológica são praticados por esse intermédio (MASSAD et. al., 2004).

3.3 PREVALÊNCIA/EVIDÊNCIA

Prevalência é a probabilidade de ocorrência de um evento. Vamos supor que temos 10 doentes de diabetes mellitus tipo 2 (Figura 3.2), portanto temos a *Prevalência de Doentes* em uma população conforme figura abaixo.

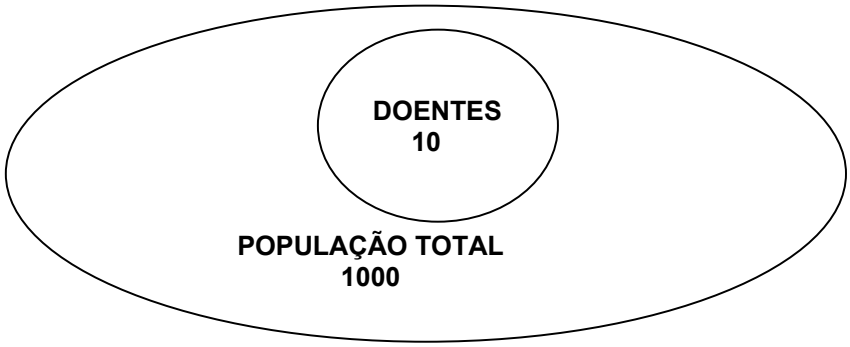


Figura 3.2 – Análise da Prevalência
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

P(DM) = números de casos/população

P(DM) = 1/1000 = 0,01 ou 1%

Chamamos de ***Evidência em Medicina*** (Figura 3.3) a Informação para conduta diagnóstica, prognóstica ou terapêutica.

Figura 3.3 – Evidências em Medicina
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Segundo Thomas Bayes (1702-1761) "*A crença sobre a chance das coisas é influenciada pela informações que temos". A primeira tentativa de modular*

matematicamente a inferência estatística foi conhecida pelo "Teorema das Causas" (MASSAD e SILVEIRA, 2003).

Diagnóstico: Processo de Análise

Conjunto de Doenças (d)	⇔	**Conjuntos de Evidências (s)**	{	**Sintomas** **Sinais** **Exames auxiliares**

p(d\s) = p(d∩s)/p(s) [FMUSP]

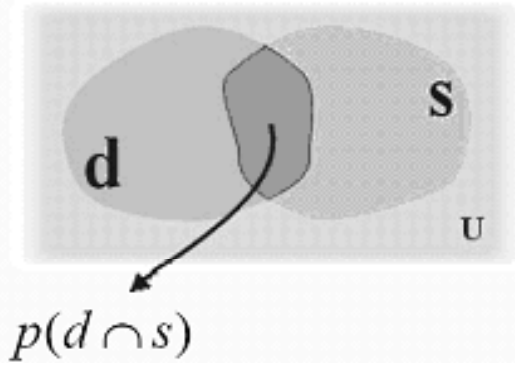


Figura 3.4 – Análise por Bayes
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Teorema de Bayes ⇒ p(d\s) = p(d) x p(s\d)/p(s)

Podemos ter como análise quatro grupos distintos que compõem um determinado universo (Gráfico 3.5 que consideraremos de uma população que tenha se submetido a um teste para fins diagnósticos: os verdadeiramente doentes, os verdadeiramente não doentes, os falso-positivos e os falso-negativos. Colocamos em um gráfico os doentes e não doentes e faremos um corte no gráfico para definirmos os Falso-Negativos e os Falso-Positivos (Gráfico 3.5) (MASSAD et al., 2004).

Para o termo Falso-Positivo e Falso Negativo, significa que o teste falhou, portanto teríamos resultados não verdadeiros que influenciariam na resposta final. Nessa situação não é possível separar os grupos positivo e negativo 100%, aparecendo valores falsos.

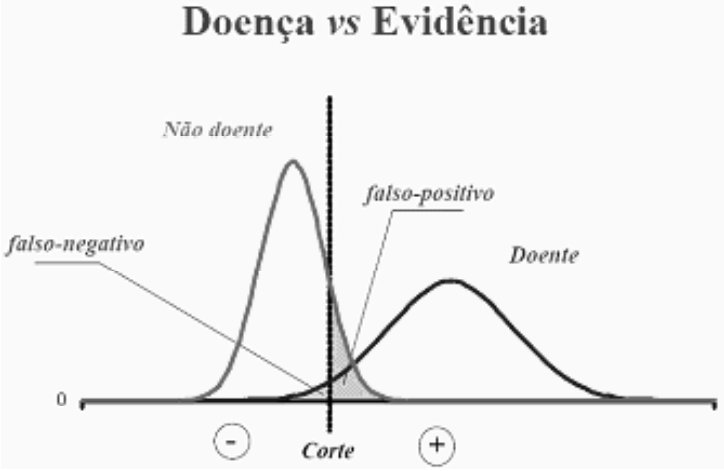


Gráfico 3.5 - Separação da população conforme sua característica
Fonte: (|MASSAD e SILVEIRA, 2003)

3.4 TABELAS 2X2 E O PADRÃO OURO

3.4.1 Origem da Tabela de Contingência ou Matriz Confusão

Há já alguns anos que o pensamento de Karl Popper (1902/1994) se transformou numa tal herança, que resultou do trabalho desenvolvido com enorme energia entre os anos trinta e os anos setenta e que marcou a filosofia contemporânea em duas áreas específicas: a da filosofia da ciência e a da filosofia política.

De origem austríaca, Popper foi fortemente influenciado pelo ambiente cultural da Viena das primeiras décadas do século, aí tendo estudado Matemática, Física e Filosofia no momento em que emergia uma corrente filosófica que viria a ter impacto mundial, o neopositivismo. Na Inglaterra (onde, a seguir a curto exílio na Nova Zelândia, se instalou a partir de 1945, ensinando na prestigiada *London School of Economics*) com a publicação de várias obras, de que se destacam The Open *Society and Its Enemies* (1945), *The Poverty of Historicism* (1957), *Conjectures and Refutations* (1963) e *Objective Knowledge* (1972).

Matriz confusão é o nome dado à matriz CxC, em que o valor de um item i,j representa quantos casos na amostra com diagnóstico j foram diagnosticados como i. Por Convenção o diagnóstico padrão é representado nas colunas. Quando C=2, ou seja, quando há apenas dois diagnósticos possíveis (como sim ou não), a matriz 2x2 é chamada de tabela de contingência. Nas Tabelas de Contingência a Sensibilidade é sempre referente ao diagnóstico definido como positivo e a sensibilidade do negativo coincidem com a especificidade positivo, por este motivo usamos

simplesmente Sensibilidade e Especificidade, sem parâmetros. O diagnóstico definido como positivo por definição deve encontrar-se na primeira linha.

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1c} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2c} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ m_{c1} & m_{c2} & \cdots & m_{cc} \end{bmatrix}$$

(Matriz confusão M)

Fonte: (SANTA CATARINA, 2006).

Tabela 3.2 – Tabela 2x2, Contingência ou Confusão

	Positivo	**Negativo**
Positivo	Verdadeiro Positivo	Falso Positivo (FP)
Negativo	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

O número de Verdadeiros Positivos de um diagnóstico D é $m_{D,D}$.

O número de Falsos Negativos de um diagnóstico D é dado por

$$(\sum_{i=1}^{C} m_{i,D}) - m_{D,D}$$

O cálculo de FN não é necessário na tabela de contingência pois ele já é representado por $m_{2,1}$.

Seja D = {d1,d2,..,dC) o conjunto de categorias de determinado diagnóstico, A={a1,a2,..,an} um arranjo aleatório de indivíduos cuja referência de diagnóstico X = {x1,x2,..,xn} e cujo diagnóstico de acordo com um outro critério (ou teste diagnóstico) é Y = {y1,y2,..,yn}. A variável D representa as categorias possíveis de diagnóstico, a variável A amostra em estudo, a variável X o diagnóstico referência, dado pelo padrão-ouro, e Y o diagnóstico da mesma amostra de acordo com um novo teste.

A sensibilidade de um diagnóstico é a probabilidade do critério em estudo Y detectá-lo.

Após a determinação dos valores analisamos da população amostral, poderemos construir a Tabela 3.3 com seus respectivos valores definidos em A,B,C e D. Tabela classificada como Padrão Ouro.

A partir de um conjunto de amostras distinto daquele utilizado para ajustar o modelo é possível construir uma matriz de confusão. Esta matriz é utilizada para quantificar a qualidade do modelo ajustado. A Figura abaixo mostra o formato da Matriz de Confusão.

Os valores A e D são predições corretas. B e C são considerados erros de predição. B é o erro por comissão que gera um Falso Positivo; C é o erro por omissão que gera um Falso Negativo (SANTA CATARINA, 2006).

Tabela 3.3 - Mostrando a Matriz de Confusão, *Doença vs Evidência*

EXAME RESULTADO	**DOENTE**		**NÃO DOENTE**		**TOTAL**	
POSITIVO	EXAME ACERTOU DOENTES	A	FALSO POSITIVO	B	'TOTAL POSITIVO	A+B
NEGATIVO	FALSO NEGATIVO	C	EXAME ACERTOU NÃO DOENTES	D	TOTAL NEGATIVO	C+D
TOTAL	TOTAL DOENTES	A+C	TOTAL NÃO DOENTES	B+D	POPULAÇÃO TOTAL	A+B+C+D

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Tabela 3.4 – Padrão Ouro (*Gold Standard)* – 2x2

	Presente	**Ausente**
Predição - Presente	**A**	**B**
Presente - Ausente	**C**	**D**

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Analisando cada caso para relevância ao diagnóstico médico teremos as seguintes análises conforme tabela 3.5:

Tabela 3.5 – Tabela para Análise de Diagnóstico - **GOLD STANDART**

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Acurácia do teste utilizando esta tabela apresentada está na relação entre o resultado de uma prova diagnóstica, seja ela laboratorial ou não, e a ocorrência da enfermidade que ela busca diagnosticar, é normalmente visualizada em uma tabela 2x2.

Note que apenas em duas destas combinações o teste está correto. Isto ocorre porque na verdade não existem provas diagnósticas perfeitas, capazes de acertar todos os diagnósticos. A acurácia é a proporção de testes verdadeiramente positivos e verdadeiramente negativos, em relação à totalidade dos resultados (A+D)/(A+B+C+D).

A capacidade do teste, entretanto, é mais freqüentemente medida através de sua sensibilidade e especificidade, que serão conceituadas a seguir e que, igualmente, derivam desta tabela acima. O indicador utilizado para determinar a presença ou não da doença é o que se chama de “Padrão-Ouro”, normalmente difícil de ser encontrado. Na maioria das vezes a certeza sobre a existência da doença só se dá com o uso de metodologias invasivas, como as cirurgias e as biópsias, ou já inúteis para aquele caso em particular, como as autópsias (ECHEVERRIA FLORES, 2005).

3.5 SENSIBILIDADE E ESPECIFICIDADE

O valor clínico de um teste está relacionado com a sua especificidade e sensibilidade. Ele deve fornecer uma boa indicação preliminar de quais indivíduos têm a doença e quais não têm, e isto só se consegue se os métodos utilizados forem válidos.

A sensibilidade é a proporção de indivíduos doentes que possuem um teste positivo, isto é, a probabilidade de, estando doente, um individuo ter um teste positivo (percentagem de vezes que o teste acerta). A especificidade é a proporção de indivíduos não doentes que possuem um teste negativo ou a probabilidade de, não estando doente, ter um teste negativo. A sensibilidade define-se, então, como sendo a capacidade de um teste para identificar corretamente aqueles indivíduos que possuem uma determinada doença, enquanto que a especificidade é definida como a capacidade do teste para identificar corretamente aqueles que não a possuem. Ambas são determinadas pela comparação dos resultados obtidos num determinado teste com os resultados de métodos de diagnósticos mais seguros (de

referência). A extensão em que os resultados de um teste coincidem com o de referência da uma medida da sensibilidade e especificidade desse teste.

Quando indivíduos doentes são considerados negativos ou normais, os respectivos resultados deste teste são chamados “falsos negativos”. Por outro lado, quando indivíduos não doentes são considerados como doentes, os resultados deste teste são denominados “falsos positivos”. Note-se que a percentagem de Falsos Negativos é o complemento da Sensibilidade e a percentagem de Falsos Positivos é o complemento da Especificidade. Quando a Sensibilidade é de 100%, temos a certeza que o teste nunca se engana nos Falsos Negativos.

A Especificidade e a Sensibilidade não provêem informação sobre os Falsos Positivos e os Falsos Negativos. São independentes da Prevalência da doença (proporção de indivíduos doentes ou probabilidade de estar doente, independentemente do resultado do teste - probabilidade pré-teste) e esta é considerada a sua maior vantagem (CORREIA SILVA, 2004).

A Tabela 3.6 mostra a relação da Especificidade e Sensibilidade e como determinar seus valores (ECHEVERRIA FLORES, 2005).

Tabela 3.6 – Valores a serem usados para diagnosticar

	Enfermidade	
Teste	**Presente**	**Ausente**
Positivo	Verdadeiros Positivos (a)	Falsos Positivos (b)
Negativo	Falsos Negativos (c)	Verdadeiros Negativos (d)

Fonte: (ECHEVERRIA FLORES, 2005)

Dos valores retirados da tabela 3.6, utilizaremos para calcular a Sensibilidade, Especificidade, Valor Preditivo Positivo e Negativo.

Para a **Sensibilidade**, consideramos que a probabilidade do exame ser positivo, teste positivo, dado que o indivíduo é Verdadeiramente Doente = presente.

Sensibilidade = p(teste positivo\presente) = a / (a + c)

Mede o quanto o exame acerta entre os doentes.

Sensibilidade ↑ ⇒ falso – negativo ↓

Na **Especificidade**, considerando a probabilidade do exame ser negativo, teste negativo, dado que o indivíduo é Verdadeiramente não doente = ausente.

Especificidade = p(teste negativo\ausente) = d / (b + d)

Mede o quanto o exame acerta entre os não-doentes.

Especificidade ↑ ⇒ falso – positivo ↓

Fórmulas: Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

3.6 VALORES PREDITIVOS: POSITIVO (VPP) E NEGATIVO (VPN)

Nos Valores Preditivos, assim como a Sensibilidade e a Especificidade estão diretamente relacionadas ao desempenho, ou acuraria de um teste, os Valores Preditivos estão relacionados com a estimativa da presença ou não da doença, com base no resultado positivo ou negativo do teste. Calculados nas linhas horizontais da tabela 2x2, as fórmulas são as seguintes:

VPP (Valor Preditivo Positivo) = a/(a+b)

&

VPN (Valor Preditivo Negativo) = d/(d+c)

Os resultados de VPP devem ser interpretados levando em conta as prevalências das doenças nas populações testadas. Assim, um teste para diagnóstico do HIV que tenha VPP de 20% pode parecer ineficaz, mas torna-se útil, sabendo-se que a prevalência da doença na população geral é menor do que 1%.

3.7 RAZÃO DE VEROSSIMILHANÇA: POSITIVA (RVP) & NEGATIVA (RVN)

RVP para um teste positivo, expressa quantas vezes é mais provável encontrar um resultado positivo em pessoas doentes quando comparado com pessoas não doentes.

RVN para um teste negativo ela expressa quantas vezes é mais provável encontrar um resultado negativo em pessoas doentes quando comparado com pessoas não doentes.

Portanto, todos os dois casos anteriores são comparações probabilísticas e atenuantes para decisão diagnóstica (FREIRE, 2001).

Para cálculo de RVP e RVN teremos:

$$RVP = \frac{Sensibilidade}{1 - Especificidade} = \frac{Sensibilidade}{falso\text{-}positivo}$$

"QUANTO MELHOR O TESTE, MAIOR A RVP".

$$RVN = \frac{1 - Sensibilidade}{Especificidade} = \frac{falso\text{-}negativos}{Especificidade}$$

"QUANTO MELHOR O TESTE, MENOR A RVN".

Fórmulas Quantitativas Aplicadas Na Medicina: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

3.8 CURVA ROC

Um dos primeiros usos dos gráficos ROC em aprendizado por máquina foi desenvolvido por Spackman (1989), que demonstrou a utilidade das curvas ROC na avaliação e comparação entre algoritmos (CASTRO DA SILVA, 2006 apud SPACKMAN, 1989).

Geralmente, a Sensibilidade e a Especificidade são características difíceis de conciliar, isto é, é complicado aumentar a Sensibilidade e a Especificidade de um teste ao mesmo tempo. As curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) são uma forma de representar a relação, normalmente antagônica, entre a Sensibilidade e a Especificidade de um teste diagnóstico quantitativo ao longo de valores contínuos de ponto de corte.

Para construir uma curva ROC traça-se um diagrama que represente a Sensibilidade em função da proporção de falsos positivos (1 - Especificidade) para um conjunto de valores de ponto de corte.

Quando se tem uma variável contínua, resultado da aplicação de um teste diagnóstico quantitativo, e se pretende transformá-la numa variável dicotômica, do tipo doente/não doente, temos que utilizar um determinado valor na escala contínua que discrimine entre essas duas classes. A esse valor dá-se o nome de "Ponto de Corte" (Cut Off Point).

O valor escolhido como ponto de corte vai influenciar as características do teste, como exemplificado na Figura 3.1. Neste exemplo, quanto maior o ponto de

corte, maior a especificidade do teste, mas a sensibilidade será menor; e quanto menor o ponto de corte, maior a sensibilidade, mas a especificidade será menor. A Figura 3.2 representa graficamente a relação entre a sensibilidade e a especificidade para todos os possíveis pontos de corte da curva C1, C2 e C3. Quanto maior for a sobreposição das curvas normais, menor será a área sob a curva ROC.

As curvas ROC descrevem a capacidade discriminativa de um teste diagnóstico para um determinado número de valores de ponto de corte. Isso permite colocar em evidência os valores para os quais existe uma maior otimização da Sensibilidade em função da Especificidade. O ponto numa curva ROC em que isso acontece é aquele que se encontra mais próximo do canto superior esquerdo do diagrama (CORRÊA SILVA, 2004).

3.8.1 Exemplo 3.1

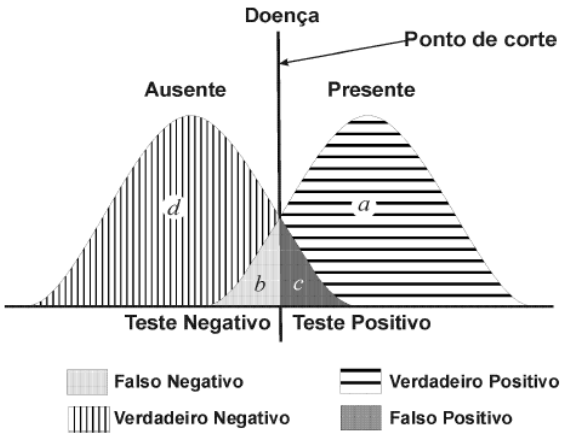


Gráfico 3.2 – Ponto de Corte para uma população em análise
Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004).

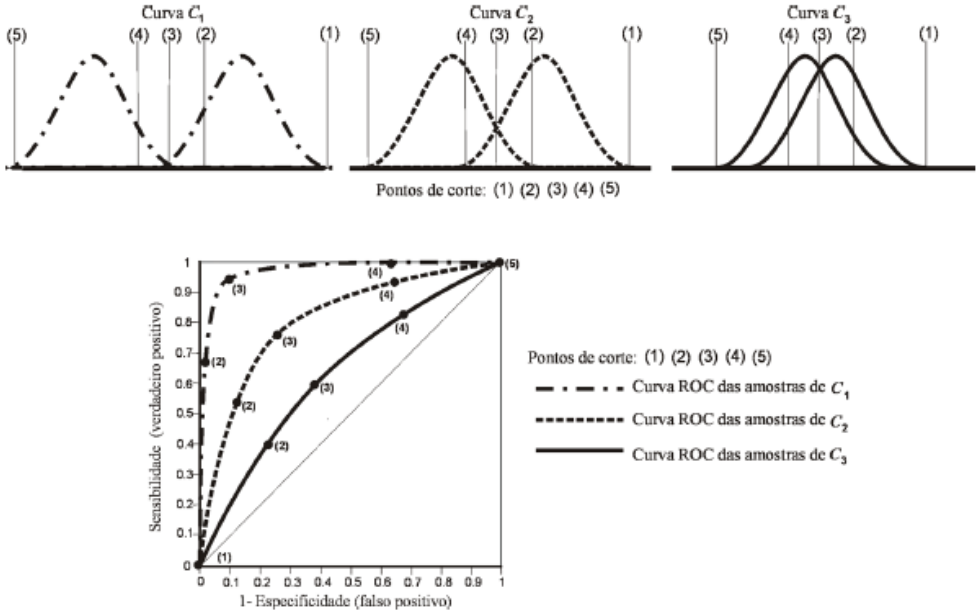


Gráfico 3.3 – Relação entre a Curva ROC e Pontos de Corte
Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004).

Por outro lado, as curvas ROC permitem quantificar a exatidão de um teste diagnóstico, já que esta é proporcional a área sob a curva ROC (AUC), isto é, ela será tanto maior quanto mais a curva se aproximar do canto superior esquerdo do diagrama. Em virtude disso, a curva será útil também na comparação de testes diagnósticos, que terá uma exatidão tanto maior quanto maior for á área sob a curva ROC. O valor da área igual a 1 representa um teste perfeito; a área igual a 0.5 representa um valor sem importância. O Gráfico 3.5 exemplifica várias curvas ROC e a Tabela 3.7 associa à qualidade do diagnóstico a área da curva ROC (CORREIA SILVA, 2004).

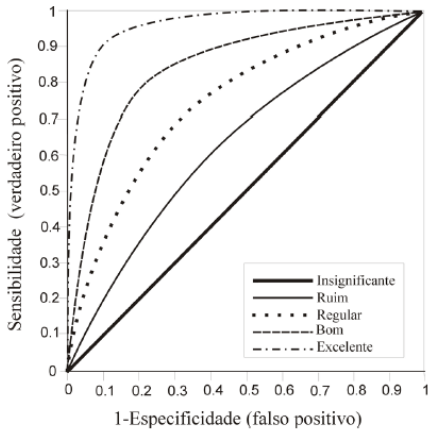


Gráfico 3.4 – Curva ROC e a Qualidade no Diagnóstico
Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004).

Tabela 3.7: Qualidade do diagnóstico em relação a área da curva ROC

Área (AUC)	Qualidade de Diagnóstico
0.9 a 1.0	**Excelente**
0.8 a 0.9	**Bom**
0.7 a 0.8	**Regular**
0.6 a 0.7	**Ruim**
0.5 a 0.6	**Insignificante**

Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004).

3.8.2 Exemplo 3.2

Considere dois exames, A e B, aplicados a duas populações conhecidas, de indivíduos saudáveis e doentes. Admitindo distribuições normais (poderia ser outra), o exame A, Gráfico 3.5, "separa" melhor os dois grupos que o exame B, Gráfico 3.5,

(note que, em ambos os casos, dado um valor de corte -"*Cut Off*"- há falsos positivos e negativos).

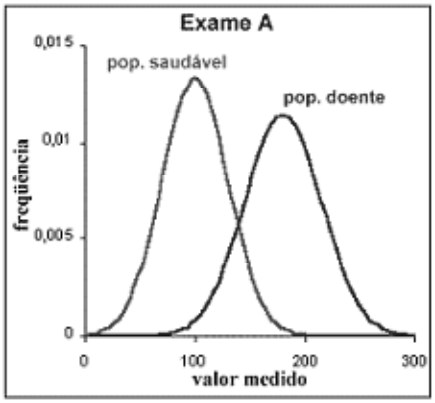


Gráfico 3.5 – Exame A

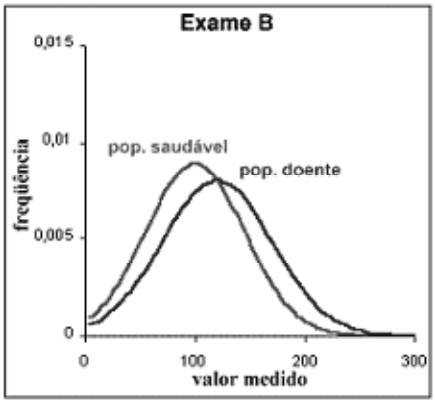


Gráfico 3.6 – Exame B

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Com uma curva ROC, pode-se observar como a Especificidade e a Sensibilidade de cada um dos exames se relacionam em função da variação do valor de corte. Quanto mais à curva aproxima-se do ponto (0,1), melhor o exame.

Neste exemplo gráfico, o Exame A é melhor que o Exame B, Gráfico 3.7.

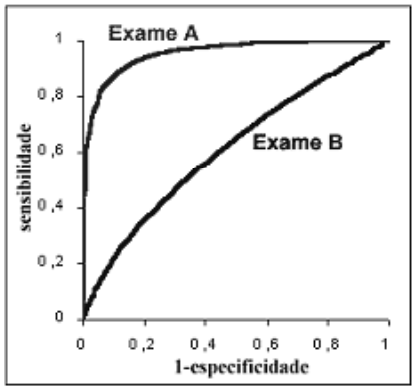


Gráfico 3.7 – Sensibilidade x 1-Especificidade de A & B

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

3.8.3 Exemplo 3.3 – Análise de Anemia ferropriva, Figura 3.5

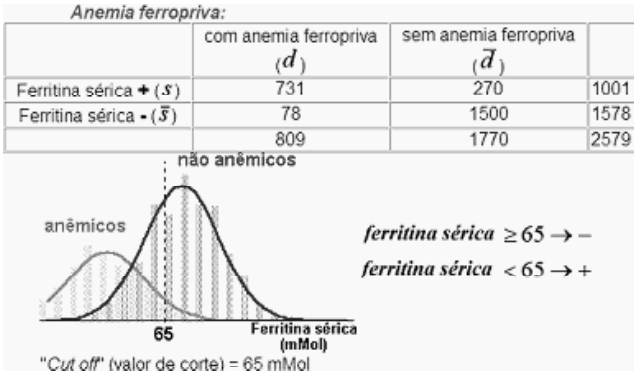


Figura 3.5 – Tabela de Contingência e Gráfico com indicação de Cut-off
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

3.8.4 Exemplo 3.4

Análise de Glicemia por Etapas, tabela 3.7, Gráficos 3.8 e 3.9.

Tabela 3.7 – Tabela de Contingência

	Pop. nd	Pop. d
média	**100**	**180**
d.p.	**40**	**30**
x	**p1**	**p2**

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

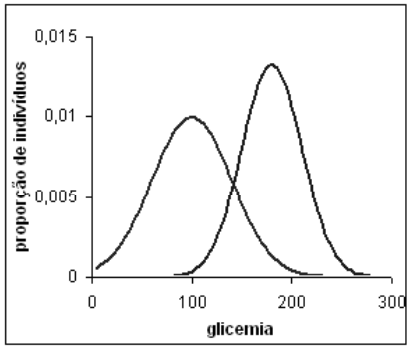


Gráfico 3.8 – Análise de Glicemia
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

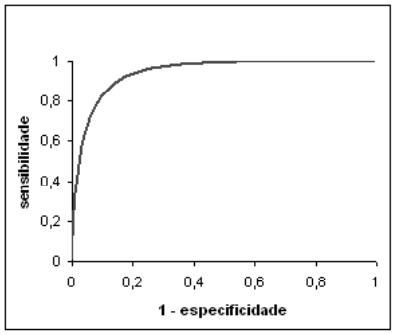


Gráfico 3.9 – Análise de Glicemia para Curva ROC.
Fonte: (BRAGA, 2000)

A estrutura básica dos testes diagnósticos é similar aos outros estudos observacionais, e são desenhados para determinar quão bem um teste discrimina a presença ou ausência de uma doença. Possui uma variável preditora, o resultado do teste, e uma variável resultante, a presença ou ausência da doença.

A variável preditora do teste embora possa ser categórica ou contínua, habitualmente é dicotomizada, definindo os critérios (cut off) que confirmam ou refutam a presença da doença. A variável resultante do teste diagnóstico é a presença ou ausência da doença, confirmada por um exame considerado "*Gold Standard*" (CARVALHO, 2008).

O diagnóstico médico é uma condição essencial para o tratamento da doença. Este diagnóstico inclui diversos testes que incluem variáveis de natureza muito diversa. Num sentido mais lato, e tendo por base metodologia estatística, o diagnóstico pode ser encarado como um problema de classificação. Nesta comunicação que foi abordada a decisão médica com base em Curvas ROC (Receiver Operating Curves) e foram apresentados alguns exemplos de aplicações em problemas no âmbito da investigação em medicina. É um gráfico que se propõe a estimar a capacidade de um teste seletivo de discriminar entre pessoas saudáveis e doentes.

4 A LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA

4.1 INTRODUÇÃO

As contradições ou inconsistências são comuns quando descrevemos partes do mundo real. Os Sistemas de Controle utilizados em Automação e Robótica e os Sistemas Especialistas utilizados em Inteligência Artificial funcionam em geral com base na Lógica Clássica, na qual a descrição do mundo é considerada por apenas dois estados. Em diversas situações nas quais é necessário analisar sinais provenientes de dados de informações incertas que geram contradição estes Sistemas Binários não são eficientes.

As Lógicas Paraconsistentes nasceram da necessidade de se encontrar meios de dar tratamento às situações contraditórias. Em muitos estudos, entre eles os encontrados em Abe (1997), Da Costa (1996) e Subrahamaian (1991), apresentam-se resultados que possibilitam considerar as inconsistências em sua estrutura de um modo não trivial e por isso, tais lógicas se mostram mais propícias no enquadramento de problemas ocasionados por situações de contradições que aparecem quando lidamos com o mundo real. Neste capítulo apresentaremos os conceitos principais da Lógica Paraconsistente direcionados às aplicações e tratamento de sinais. O método que apresentamos é baseado em um tipo especial dessa lógica denominada de Lógica Paraconsistente Anotada, com anotação de dois valores LPA2v conforme apresentada em Da Silva Filho (1999) e posteriormente em (DA SILVA FILHO e ABE, 2007).

4.2 LÓGICA PARACONSISTENTE

A Lógica conhecida como Clássica foi criada e sustentada por rígidas leis, sem as quais não poderia existir. Representa uma linha de raciocínio lógico baseado em premissas e conclusões de um raciocínio binário, isto é, uma declaração é falsa ou verdadeira, não podendo ser ao mesmo tempo parcialmente verdadeira e parcialmente falsa. Com esta suposição, e a lei da não-contradição, pela qual uma declaração não pode contradizer a outra, todas as possibilidades foram cobertas pelas leis da Lógica Clássica formando assim a base do pensamento lógico Ocidental (DA SILVA FILHO, 2000).

A lógica simbólica criada a partir da clássica permite representar as proposições por meios de símbolos. A proposição pode ser uma afirmação ou negação sobre alguma idéia, e são utilizados os seguintes métodos de representação (DA SILVA FILHO, 2000).

- As letras p, q, r, etc. são usadas para indicar as proposições;
- Os conectores são designados por meio de símbolos.

Tabela 4.1 – Proposições

proposições	**p**	
	q	
	r	
conetivos	**¬**	**Não**
	V	**Ou**
	Λ	**E**
	↔	**Equivalência**
	→	**Implica**

Fonte: (DA SILVA FILHO, 2000)

Na Lógica Clássica toda teoria que for inconsistente é trivial e vice-versa. Portanto, não há separação entre teorias inconsistentes e triviais (DA SILVA FILHO, 2000).

4.3 LÓGICA NÃO-CLÁSSICA

Outros estudos propuseram que no mundo real nem todas as situações podem ser classificadas simplesmente como verdadeiras ou falsas. Quando queremos precisão para descrever algo, fica difícil estabelecer limites que nos permitam afirmativas ou negativas a respeito de qualidade das coisas. Quase sempre os limites entre o “Falso” e “Verdadeiro” são indefinidos, incertos, ambíguos e até mesmo contraditórios. Muitas das afirmações humanas não podem ser consideradas categoricamente “verdadeiras” ou “falsas”, ou “sim” ou “não”, como exigem as leis da Lógica Clássica. Para dar uma resposta mais satisfatória a problemas relacionados com situações não cobertas pela lógica clássica foram criadas as lógicas denominadas não-clássicas (DA SILVA FILHO, 2000).

4.4 LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA (LPA)

Uma Lógica Paraconsistente Anotada (LPA) é uma classe de Lógica Paraconsistente que possui um reticulado associado que desempenha um papel sumamente importante na sua representação.

A Lógica Paraconsistente Anotada (LPA) é uma classe de lógica Paraconsistente Evidencial que faz tratamento de sinais associados à anotações que permitem descrição e equacionamento por meio de Algoritmos (DA SILVA FILHO, 2001).

Na Lógica Paraconsistente Anotada (LPA) as fórmulas proposicionais vêm acompanhadas de anotações. Cada anotação μ, pertencente a um reticulado finito τ atribui valores à sua correspondente fórmula proposicional ρ. Considerando uma lógica evidencial, as anotações vêm representadas por Graus de Evidência ou Crença. Quando as proposições vêm acompanhadas de Anotações, ou Graus de Evidência, é possível aplicação Real da Lógica Paraconsistente em Sistemas de Análise e tomada de decisão. A possibilidade de aplicar a Lógica Paraconsistente Anotada em áreas de Inteligência Artificial e correlatas, transforma-a em forte ferramenta para o tratamento do conhecimento incerto, incompleto ou inconsistente em I. A. (HECHT E NIELSEN, 1990).

A LPA pode ser estudada em um Quadrado Unitário no Plano Cartesiano (figura 4.1) no qual são inseridos os graus de Evidência Favorável (Crença) μ e Graus de Evidência Desfavorável (Descrença) λ sendo que através destes valores são calculados os graus de Certeza Gc e de Contradição Gct conforme as equações abaixo:

Sendo:

μ = Grau de Evidência Favorável

onde: μ Є [0,1]

Pμ = Proposição Anotada

Grau de Evidência Desfavorável = λ

λ = 1 – μ

λ Є [0,1]

No Figura 4.1 verifica-se que podemos obter quatro situações possíveis:

1- Inconsistente; no ponto (1, 1) = T

2- Verdadeira; no ponto (1, 0) =V

3- Falsa; no ponto (0, 1) = F

4- Indeterminada; no ponto (0, 0) = ⊥

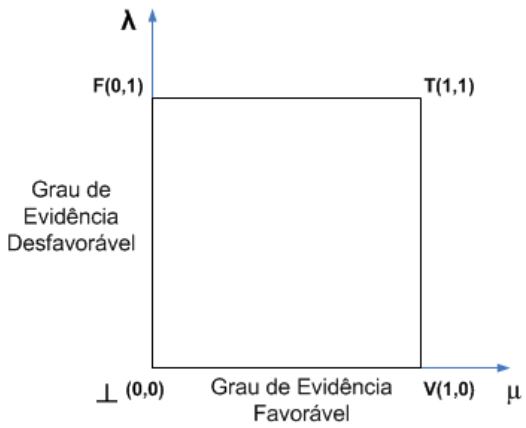


Figura 4.1 – Graus das Proposições
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

A partir do Quadrado Unitário podemos calcular os valores dos Graus de Contradição Gct e dos Graus de Certeza Gc conforme as equações abaixo.

$$Gc = \mu - \lambda \qquad e \qquad Gct = (\mu + \lambda) - 1$$

Reticulado Associado da Lógica Paraconsistente Anotada

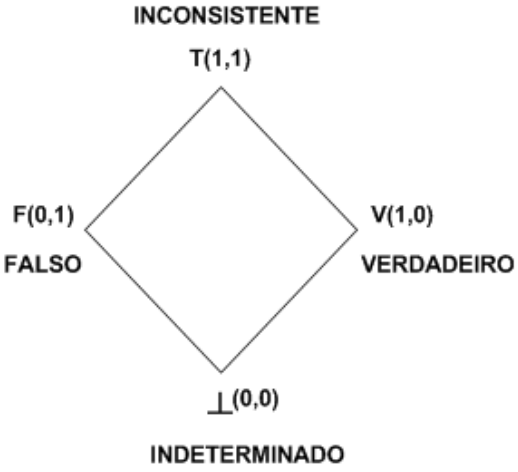


Figura 4.2 – Reticulado representativo da LPA
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Com o procedimento básico de interpretar os valores através de um Quadrado Unitário descrito no Plano Cartesiano podemos ter valores diversos de Gct e Gc a partir dos Graus de Evidência recebidos todos normalizados e, portanto valorados na faixa entre 0 e 1, inclusive.

Os valores dos Graus de Certeza e de Contradição podem ser dispostos em dois Eixos: “Eixo dos Graus de Contradição Gct” e “Eixo dos Graus de Certeza Gc” que, sobrepostos e cruzando-se no ponto de Indefinição (0,0), onde os Graus de eEvidências μ e λ valem 0,5 para que isso aconteça, e representem o reticulado da LPA.

Podemos verificar na figura 4.3 que para qualquer anotação, composta por valores de Graus de Crença e Graus de Descrença podemos obter um ponto de Interpolação entre valores de Graus de Certeza e Graus de Contradição, que é pertencente ao reticulado da LPA (Figura 4.3).

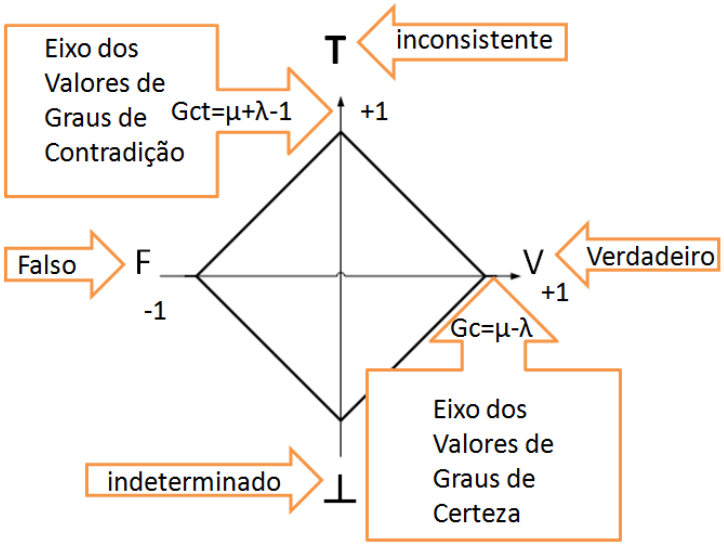


Figura 4.3 - Eixos dos Graus de Contradição e de Certeza
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Dessa forma podemos agora saber, para qualquer anotação, com valores de Graus de Evidência Favorável (Crença) e de Evidência Desfavorável (Descrença), quais são os valores do Grau de Certeza e de Contradição, relacionado à determinada proposição. Fazendo a interpolação dos dois valores podemos obter a localização, no reticulado da LPA, do ponto resultante que se forma com as coordenadas dos respectivos Graus calculados. A tomada de decisão é feita relacionando-se o resultado do processamento das Evidências com a proximidade, ou não, de algum dos estados lógicos extremos localizados nos vértices.

4.5 ALGORITMOS DA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA

Um algoritmo pode ser definido como sendo um processo, executado por meio de etapas sucessivas ou passos, com a finalidade de se conseguir um objetivo.

Como podemos equacionar os valores que compõem o reticulado representativo da LPA podemos delimitar regiões internas e construir um algoritmo capaz de auxiliar na computação das evidências para a tomada de decisão. O algoritmo da Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores LPA2v é denominado de “Algoritmo Para-Analisador”.

O algoritmo Para-Analisador é originado da descrição das regiões delimitadas do reticulado representativo da LPA2v sendo uma relevante ferramenta para aplicações em um vasto campo de interesse tecnológico. Para a obtenção do algoritmo Para-Analisador delimitam-se *N* regiões no reticulado capazes de gerar *N* estados lógicos resultantes, cada um recebendo uma denominação que reflete o estado a que corresponde (DA SILVA FILHO, 2000).

Estes estados podem ser descritos com os valores do grau de certeza e grau de incerteza por meio de equações satisfatórias. Neste trabalho escolhemos a resolução 12 que é o número das regiões consideradas de acordo com a figura 4.4. No entanto a resolução é dependente na precisão da análise requerida na produção e pode ser adaptada de acordo com as aplicações.

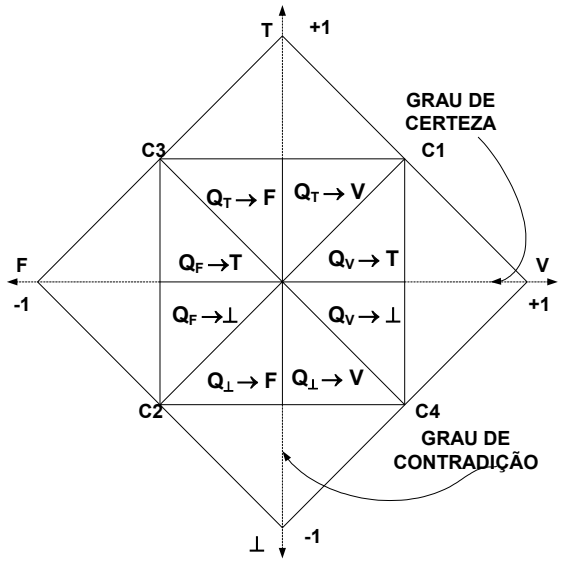


Figura 4.4 - Representações de graus de Certeza e de Contradição
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Tabela 4.2 – Controle Legenda Estados Não Extremos

‘	**Símbolo**
Quase-verdadeiro tendendo ao Inconsistente	$QV \rightarrow T$
Quase-verdadeiro tendendo ao Paracompleto	$QV \rightarrow \perp$
Quase-falso tendendo a Inconsistente	$QF \rightarrow T$
Quase-falso tendendo a Paracompleto	$QF \rightarrow \perp$
Quase-inconsistente tendendo ao Verdadeiro	$QT \rightarrow V$
Quase-inconsistente tendendo a Falso	$QT \rightarrow F$
Quase-paracompleto tendendo ao Verdadeiro	$Q\perp \rightarrow V$
Quase-paracompleto tendendo ao Verdadeiro	$Q\perp \rightarrow F$

Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Assim, tais valores de limite chamados Valores de Controle conforme Tabela 4.1.

Tabela 4.3 – Máximos e Mínimos Valores de Controle

V_{cic} =	Máximo valor de controle de incerteza	= C_3
V_{cve} =	Máximo valor de controle de certeza	= C_1
V_{cpa} =	Mínimo valor de controle de incerteza	= C_4
V_{cfa} =	Mínimo valor de controle de certeza	= C_2

Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Tabela 4.4 - Estados da Lógica

Estados Extremos	**Símbolo**
Verdadeiro	V
Falso	F
Inconsistente	T
Indeterminado	$\perp$

Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

4.6 O GRAU DE CERTEZA REAL G_{CR}

Segundo Da Silva Filho (2008), o Grau de Certeza resultante Real G_{CR} tem o seu valor de certeza isento dos efeitos da Contradição e é obtido através de análise feita no reticulado Associado da LPA2v. Neste método após a obtenção do valor do Grau de Certeza resultante G_C e o valor do Grau de Contradição G_{ct} é possível calcular uma distância D do ponto de encontro entre estes dois valores até o vértice que representa o valor lógico Verdadeiro (ou Falso, caso o ponto estivesse no sentido de refutar a proposição). A distância D está representada na figura 4.5.

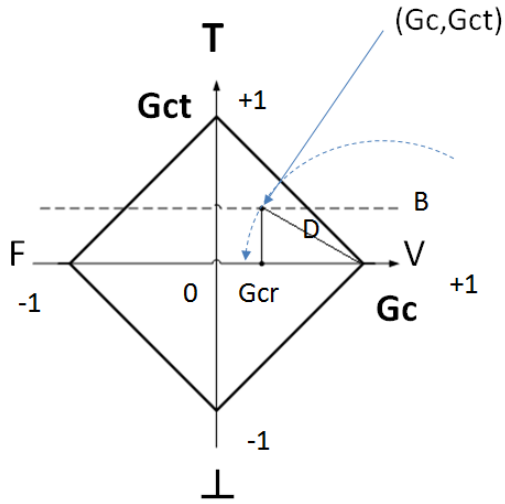


Figura 4.5 - Determinação do Grau de Certeza de Valor Resultante Real - G_{CR} no reticulado da LPA2v
Fonte: (DA SILVA FILHO, 2008)

O valor obtido pela subtração da distância D do valor máximo do Grau de Certeza, que se for na confirmação da Proposição vale 1 e na sua negação -1, é considerado o valor do Grau de Certeza Resultante Real. A proposição sendo afirmada pode ser representada por seu Grau de Certeza positivo e sendo negada por seu Grau de Certeza negativo. Dessa forma pode-se calcular o Grau de Certeza Real e com o valor deste o Grau de Evidência Resultante Real da Análise Paraconsistente. Este procedimento é apresentado nas equações a seguir.

Os cálculos para obtenção do valor do Grau de Certeza Resultante Real G_{CR} será:

Para $G_C > 0$ $G_{CR} = (1 - D)$ ou:

$$G_{CR} = 1 - \sqrt{(1 - |G_C|)^2 + G_{ct}^{\ 2}}$$

Para $G_C < 0$ $G_{CR} = (D - 1)$ ou:

$$G_{CR} = \sqrt{(1-|G_C|)^2 + G_{ct}{}^2} - 1$$

A partir do valor de G_{CR} pode-se obter o Grau de Evidência Resultante Real μ_{ER} fazendo a normalização, portanto:

$$\mu_{ER} = \frac{G_{CR} + 1}{2}$$

4.7 NÓ DE ANÁLISE PARACONSISTENTE (NAP)

A Lógica Paraconsistente Anotada com Anotação de Dois Valores (LPA2v) cujos fundamentos aceitam contradição, permite que seja feita a análise dos Graus de Evidência extraídos de fontes de informação de banco de dados de conhecimento incerto. O algoritmo criado dos fundamentos da LPA2v é denominado de Nó de Análise Paraconsistente, NAP.

Todos os procedimentos relacionados ao tratamento lógico Paraconsistente nos sinais de informação em um Sistema Especialista de Apoio ao Diagnóstico Médico estarão relacionados à análise efetuada por um NAP.

Apresentamos abaixo o descritivo e o símbolo de um NAP típico que será utilizado na extração e análise de Graus de Evidência em um Banco de Dados referente a pacientes de Diabetes Mellitus.

4.7.1 Algoritmo de Análise Paraconsistente da LPA2v com cálculo do Grau de Contradição Normalizado e Intervalo de Evidência

1. Entre com os valores de Entrada

μ */ Grau de Evidência favorável $0 \le \mu \le 1$

λ */ Grau de Evidência desfavorável $0 \le \lambda \le 1$

2. Calcule o Grau de Contradição normalizado

$$\mu_{ctr} = \frac{\mu + \lambda}{2}$$

3. Calcule o Grau de Certeza

$$G_C = \mu - \lambda$$

4. Calcule o Grau de Contradição

$$G_{ct} = (\mu + \lambda) - 1$$

5. Calcule a distância d

$$d = \sqrt{(1-|G_C|)^2 + G_{ct}{}^2}$$

6. Determine o sinal da Saída

Se ***d* > 1** *Então Faça:*

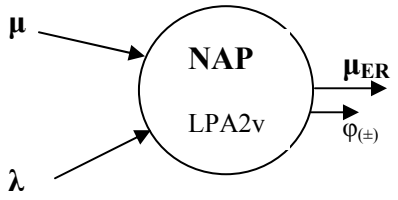


Figura 4.6 – Representação do NAP/LPA2v
Fonte: (DA SILVA FILHO et al., 2008)

$S1 = 0,5$ e $S2 = \varphi_{E(\pm)}$ *: Indefinição e*

vá para o item 9

Senão vá para o próximo item

7. Determine o Grau de Certeza Real

Se $G_C > 0$ $\quad G_{CR} = (1 - d)$

Se $G_C < 0$ $\quad G_{CR} = (d - 1)$

8. Calcule o Grau de Evidência Resultante Real

$$\mu_{ER} = \frac{G_{CR} + 1}{2}$$

9. Apresente os resultados na saída

Faça $S1 = \mu_{ER}$

10. Fim

5 PROBABILIDADE PRAGMÁTICA E A LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA

5.1 INTRODUÇÃO

As Lógicas Paraconsistentes têm sido utilizadas em uma ampla variedade de domínios para os quais elas permitem um tratamento lógico da Crença, níveis de incerteza e de inconsistências.

Segundo Da Silva Filho (2008), a Probabilidade Pragmática, que é um tipo de Probabilidade Subjetiva, é aquela que oferece um conceito de probabilidade que serve como base para a fundamentação de inferências indutivas, que neste trabalho irá ligar a teoria da Probabilidade à Lógica Paraconsistente.

5.2 PROBABILIDADE PRAGMÁTICA E CONCEITO DE QUASE-VERDADE

A observação do comportamento humano é uma das fontes para criação de Sistemas Especialistas aplicados na área de IA. Sabe-se que, além de inferências dedutivas, o ser humano generaliza, lança hipóteses e conjecturas, e as revisa. Também procede não dedutivamente de várias formas, valendo-se, desde raciocínios não monotônicos à inferência estatística, da analogia à indução por simples enumeração, etc.

Segundo Da Silva Filho (2008), na lógica clássica as inferências indutivas são consideradas como um tipo de raciocínio fora dos padrões de racionalidade, no qual o critério de existência de teorias está ligado à exigência da consistência. No entanto na Lógica Paraconsistente este critério está ligado ao fato de não ser trivial, mesmo que envolva inconsistências. Desse modo, a Lógica Paraconsistente consegue dar formulações objetivas a concepções que admitem objetos contraditórios, e a outras formas incomuns de entidades.

Segundo os trabalhos de Da Costa (1997), Lima (2006), Hifume (2003) e Kirkham (1992), a Probabilidade Subjetiva, intuitivamente pode ser considerada o grau de crença racional na verdade de uma proposição. Essa interpretação traz alguns problemas difíceis de serem resolvidos, pois uma vez que nenhuma teoria deve ser aceita como estritamente verdadeira para sempre, e mais cedo ou mais tarde será substituída por outra, o único grau de crença racional razoável na verdade

de uma teoria, hipótese ou lei científica é zero, ou extremamente baixo. Desta constatação nasceu o conceito de quase-verdade, através do qual, conforme estudado em Da Costa (1997) pode-se alcançar melhores resultados na resolução de problemas reais. A idéia da quase-verdade permite que em novas teorias (KIRKHAM, 1992; KRAMER, 1991) e novas aplicações em I. A. sejam consideradas as situações que produzem inconsistências.

A quase-verdade de uma proposição traduz o quanto ela se aproxima da 'verdade absoluta' dentro de certos limites. Considerando que o ser humano não se vale apenas de inferências dedutivas, os estudos da quase-verdade, ou verdade pragmática, inserida na Lógica Paraconsistente legitima a possibilidade de se erigir lógicas indutivas (DA SILVA FILHO, 2008). De outro modo significa que, feitas certas restrições, ela funciona 'como se fosse verdadeira' no sentido da teoria semântica usual de (TARSKI, 1933).

Segundo Da Silva Filho (2008), a partir do conceito da quase-verdade pode-se definir a Probabilidade Pragmática de uma proposição (proposição pragmática α) como sendo o grau de crença racional na sua quase-verdade. Dessa forma, a Probabilidade Pragmática de uma proposição expressa o grau em que ela merece ser aceita como hipótese, para ser testada e considerada criticamente.

5.3 INFERÊNCIAS PROBABILÍSTICAS

Uma característica importante da lógica ortodoxa ou clássica é que suas regras de inferência são *monotônicas* (DA COSTA, 1997). Isto significa que de um conjunto Γ de sentenças deduz-se a conclusão β, não importando quantas nem quais premissas novas são adicionadas a Γ, deste novo conjunto estendido Γ'(=Γ+novas premissas) também continua-se a deduzir β. No entanto, as induções não têm propriedade monotônicas (DA COSTA 1997; LIMA; 2006; HIFUME; 2003 e KIRKHAM, 1992; LYNCH, 2001).

Segundo Da Silva Filho (2008) em uma inferência probabilística calcula-se, através do cálculo de probabilidades, a probabilidade da conclusão ser verdadeira, dada a probabilidade da veracidade das premissas. Considera-se então a inferência como correta se a probabilidade de sua conclusão ser verdadeira for alta, pelo menos maior do que 1/2.

Assim é possível construir lógicas indutivas de caráter probabilístico tendo como base o cálculo de probabilidades.

5.4 GRAUS DE CRENÇA RACIONAL E TEOREMA DE BAYES

Se em uma dedução as premissas *implicam n*a conclusão, em uma indução as premissas, que podemos chamar também de evidências, apenas *confirmam* a conclusão, ou hipótese (DA COSTA, 1997; DA SILVA FILHO; 2008). Dessa forma, a interpretação lógica fornece uma função que permite calcular o *grau de confirmação* da hipótese pelas evidências. Como este grau de confirmação é calculado dentro de uma linguagem lógica, diz-se que este valor é o quanto estamos racionalmente justificados a crer na hipótese e, por isso, esse grau de confirmação é chamado de *crença racional*.

Nas *interpretações subjetivas* a probabilidade está intuitivamente relacionada com o grau de *crença racional* atual que um sujeito está disposto a conferir à verdade de uma sentença, portanto, é algo como *o quanto* este sujeito está disposto a “apostar“ no acontecimento de um determinado evento.

Conforme Da Costa (1997), a interpretação subjetiva fornece um método para que as crenças de um sujeito sejam atualizadas frente a novas evidências, mostrando-se adequada para inferências indutivas. Essa atualização é reconhecidamente feita através do Teorema de *Bayes*, que será alcançada através dos teoremas da Probabilidade Pragmática Quantitativa, conforme veremos a seguir.

5.5 PROBABILIDADES PRAGMÁTICAS QUANTITATIVA

Conforme descrito em Da Costa (1997) existem três conceitos de Probabilidade Pragmática: o qualitativo não-comparativo, o comparativo, e o quantitativo. Considerando que a Probabilidade Pragmática Quantitativa pode ser usada para atribuir Graus de Crença, traduzidos em valores numéricos, para as aplicações em Sistemas de I. A. fundamentados em LPA2v, apresentaremos os teoremas relacionados ao conceito quantitativo.

De uma maneira formal, identificaremos *Probabilidade Pragmática Quantitativa* com uma função P: $\Gamma \rightarrow [0,1]$, onde Γ é o conjunto das proposições pragmáticas, e [0,1] é o intervalo fechado entre 0 e 1 nos números reais.

A seguir apresentamos os axiomas da Probabilidade Pragmática Quantitativa conforme descrito em Da Costa (1997):

(A1) $P(\alpha) \geq 0$

(A2) $P(\alpha \vee \neg \alpha) = 1$

(A3) Se $\vdash \alpha \leftrightarrow \beta$, então $P(\alpha) = P(\beta)$

(A4) Se $\vdash \neg(\alpha \wedge \beta)$, então $P(\alpha \vee \beta) = P(\alpha)+P(\beta)$

Os axiomas acima são os mesmos axiomas da probabilidade subjetiva usual.

A probabilidade pragmática de uma proposição α de *L* é a probabilidade subjetiva de uma proposição pragmática β de *L'*. Sendo assim, ao invés de calcularmos a probabilidade pragmática das proposições de *L*, calculamos a probabilidade subjetiva usual das proposições pragmáticas correspondentes de *L'*, encaixando a probabilidade pragmática dentro da probabilidade subjetiva usual.

A partir dos axiomas acima podemos derivar o seguinte teorema:

5.5.1 Teorema 1

a) $P(\neg\alpha) = 1-P(\alpha)$

b) $P(\alpha \wedge \neg \alpha) = 0$

c) $\vdash \alpha \Rightarrow P(\alpha) = 1$; $\vdash \neg \alpha \ )P(\alpha) = 0$

d) $P(\alpha \vee \beta) = P(\alpha)+P(\beta)-P(\alpha \wedge \beta)$

e) $P(\alpha \vee \beta) \geq P(\alpha)$; $P(\alpha \vee \beta) \geq P(\beta)$

f) $P(\alpha \wedge \beta) \leq P(\alpha)$; $P(\alpha \wedge \beta) \leq P(\beta)$

A definição da probabilidade condicional também é obtida da mesma forma:

Definição: (Probabilidade condicional de α dado β)

$P(\alpha|\beta) = \frac{P(\alpha \wedge \beta)}{P(\beta)}$, desde que P(β) ≠0

O teorema a seguir apresenta as instâncias do *Teorema de Bayes* aplicado à probabilidade Pragmática [4]:

5.5.2 Teorema 2

$\vdash \alpha_1 \vee \alpha_2 \vee ... \vee \alpha_n$ e

$$P(\alpha i|\beta) = \frac{P(\beta|\alpha i).P(\alpha i)}{\sum P(\beta|\alpha i).P(\alpha i)}$$

$\vdash \neg (\alpha_i \wedge \alpha_j)$, i,j=1,2,...,n, i≠j, então:

Tomamos o denominador da equação anterior onde:

$\sum P(\beta|\alpha i).P(\alpha i) = \sum P(\beta \wedge \alpha i) = P(\beta \wedge (\alpha_1 \wedge \alpha_2 \wedge ...\alpha_n)) = P(\beta)$, pois

$\vdash \neg(\beta \wedge \alpha_i \wedge \beta \wedge \alpha_j)$ para i≠j, i,j =1,2,...,n, e

$\vdash \alpha_1 \wedge \alpha_2 \wedge ... \wedge \alpha_n$. logo,

$$P(\alpha_i|\beta) = P(\alpha_i)\frac{P(\beta|\alpha_i)}{P(\beta)}$$

Quando *n*=1, vem

$$P(\alpha|\beta) = P(\alpha)\frac{P(\beta|\alpha)}{P(\beta)}$$

No teorema de *Bayes*, as α*i* são interpretadas como *hipóteses* mutuamente exclusivas e exaustivas que explicam uma dada evidência (dado empírico) β, sendo que uma destas hipóteses oferece a melhor explicação relativa.

P(α*i*) é chamada de *probabilidade anterior* de α*i*, enquanto que a probabilidade condicional *P*(β|α*i*) é chamada de *plausibilidade* de β dado α*i*.

A probabilidade condicional *P*(α*i*|β) é chamada de *probabilidade final* da hipótese α*i* frente à evidência β (PEIRCE, 1976).

5.7 INDUÇÃO POR ANALOGIA DA PROBABILIDADE PRAGMÁTICA NA LÓGICA PARACONSISTENTE

Conforme apresentado em Da Silva Filho (2008) é feita a seguir uma implementação do raciocínio lógico paraconsistente baseada em probabilidades, na qual a definição de Probabilidade Pragmática é usada como uma aproximação do raciocínio indutivo.

No teorema de Bayes consideramos que

$$P(\alpha|\beta) = p$$

nos indica que uma vez confirmada a verdade de β a probabilidade de a proposição pragmática α ser verdadeira é *p*. Desse modo podemos considerar que o valor da probabilidade de α é alterado quando a proposição β é considerada verdadeira. Em linguagem aproximada para aplicações práticas dizemos que tem-se uma *hipótese*

(α) cuja probabilidade é *p*, mas que se 'altera' para *q* quando são apresentadas novas *evidências* (β).

Verifica-se que sendo a probabilidade da hipótese α, após a evidência β representada por um valor onde no teorema de Bayes a probabilidade da evidência β é o denominador, significa que quanto mais improvável for a evidência β, portanto quanto menor for a probabilidade *P*(β), tanto maior será a probabilidade de α dada β. Por outro lado, é verificado que quando maior for a probabilidade condicional de β após a ocorrência de α, portanto quanto maior for a probabilidade

$$P(\beta|\alpha),$$

maior será a probabilidade de α dada β. Desse modo através da Lógica Paraconsistente Anotada com Anotação de Dois Valores (LPA2v) podemos exprimir a equação do teorema de Bayes considerando proposições pragmáticas e conceitos de quase verdade, da seguinte forma:

> "Dada uma Proposição pragmática $P_{(\alpha)}$ cuja análise paraconsistente anterior tenha atribuído um Grau de Certeza $G_{C(\alpha)}$ este poderá ser alterado com a análise paraconsistente de novas evidências originadas de uma Proposição β, sendo esta representadas por valores de Grau de Evidência favorável μ_β e Grau de Evidência desfavorável λ_β."(Da Silva Filho, 2008).

Com o objetivo de dar maior precisão e operacionar a viabilidade aos conceitos da Probabilidade Pragmática e sua ligação com a lógica Paraconsistente é feita uma formalização de lógica indutiva.

Utilizaremos a indução por analogia, que é um tipo de inferência que permite ser utilizada no auxílio ao estabelecimento de relações entre indivíduos com propriedades similares. Desse modo, a formalização lógica para a análise com Probabilidade Pragmática e Lógica Paraconsistente será construída obedecendo a três regras básicas de racionalidade (KRAMER,1991):

Regra 1: *Os níveis de plausibilidade deverão ser representados por números reais.*

Através do Algoritmo fundamentado na LPA2v será feita a quantificação para permitir a classificação e ordenação das proposições.

Regra 2: *Deverá existir correspondência qualitativa com o senso comum.*

Na análise algoritmo paraconsistente irá atuar para que na existência de uma proposição mais plausível que outra, está estará associado a um número maior que esta última.

Regra 3: *(i) Se uma solução poder ser obtida de várias formas, então todas devem levar ao mesmo resultado.*

(ii) Sempre estará sendo levada em conta toda a evidência relevante. Não será arbitrariamente ignorada alguma informação.

(iii) Níveis equivalentes de conhecimento (informação) correspondem a níveis equivalentes de plausibilidade.

Os cálculos de Graus de Certeza obtidos e demais análises efetuadas pelo algoritmo da LPA2v irão satisfazer todas as exigências estabelecidas na regra 3.

Seguindo estes conceitos é possível estabelecer uma analogia entre os valores de Probabilidade do *teorema de Bayes* e os valores dos Graus de Certeza e de Evidência da LPA2v:

P(α) = Probabilidade da proposição a ser analisada.

$P(\alpha) =$ Afirmação na proposição.

$P(\neg\alpha) =$ Não afirmação na proposição.

$P(\alpha|\beta) = \mu_{ER}$: A Probabilidade de afirmação na hipótese α dada a evidência β (posteriori) é análogo ao Grau de Evidência resultante Real da análise paraconsistente.

$P(\alpha) = G_{C(a)}$: A Probabilidade da afirmação na hipótese α (priori) é análogo ao Grau de Certeza da afirmação da Proposição $P_{(\alpha)}$ antes da análise da fonte de evidência β.

$P(\neg\alpha) = G_{C(\neg a)}$: A Probabilidade da Não Afirmação na hipótese α (priori) é análogo ao Grau de Certeza da Não Afirmação da Proposição $P_{(\alpha)}$ antes da análise da fonte de evidência β.

$P(\beta|\alpha) = \mu_{\beta\alpha}$: A Probabilidade de evidência β (priori) dada a afirmação da hipótese α (condicional) é análoga ao Grau de Evidência favorável a afirmação da Proposição $P_{(\alpha)}$ originado pela fonte de evidência β.

$P(\beta|\neg\alpha) = \lambda_{\beta\neg\alpha}$: A Probabilidade de evidência β (priori) dada a Não afirmação da hipótese α, é análoga ao Grau de Evidência desfavorável a Proposição $P_{(\alpha)}$ originado pela fonte de evidência β.

Os valores de $\mu_{\beta\alpha}$ e $\lambda_{\beta\neg\alpha}$ são independentes e darão conotação lógica a mesma proposição.

Conforme a metodologia de análise paraconsistente da LPA2v apresentada em (Da Silva Filho, 1999) os valores dos Graus de Certeza correspondentes a evidência condicional à afirmação e a negação da Proposição *P*(α) podem ser calculados, respectivamente, por:

$$G_{C\beta\alpha} = 2\,\mu_{\beta\alpha} - 1 \quad \& \quad G_{C\beta\neg\alpha} = 1 - 2\lambda_{\beta\neg\alpha}$$

Desse modo todos os valores relacionados aos cálculos estão transformados em Graus de Certeza a partir dos Graus de Evidência propostos como probabilidades, os quais podem ser visualizados no Reticulado representativo da LPA2v conforme foram estudados em Da Silva Filho (2008).

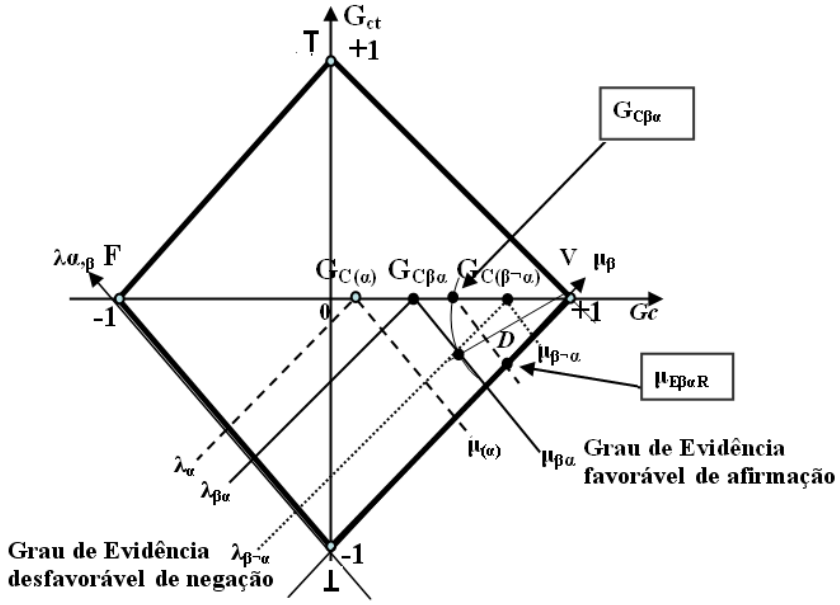


Figura 5.1 - Representação no Reticulado dos sinais de Graus de evidência para inicio do calculo considerando probabilidades

Fonte: (DA SILVA FILHO, 2008)

No próximo passo é feita nova análise paraconsistente entre o Grau de Evidência Real obtido na análise anterior e o Grau de Evidência desfavorável λα

correspondente da probabilidade, ou Grau de Certeza da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

A figura 5.2 a seguir mostra onde é localizado o Grau de certeza resultante desta análise.

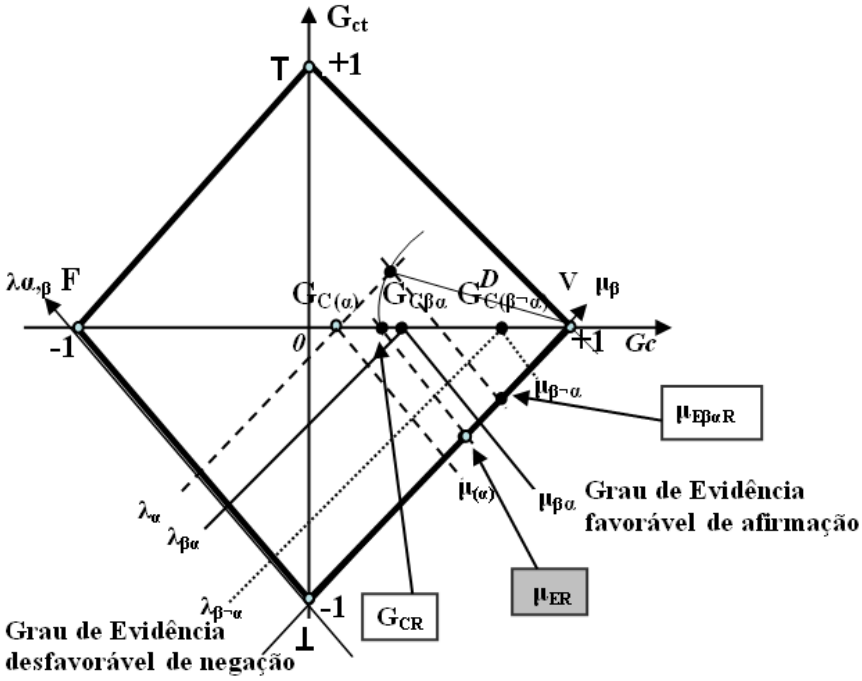


Figura 5.2 - Representação no Reticulado da obtenção do Grau de Certeza resultante Real G_{CR} e Grau de Evidência resultante Real μ_{ER}
Fonte: (DA SILVA FILHO, 2008)

O valor do Grau de Evidência Real μ_{ER} é o resultado final da análise da LPA2v e é considerado como a probabilidade da hipótese α dada a evidência β. Em uma análise da LPA2v este valor final é considerado o Grau de Evidência resultante Real da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ quando esta é analisada frente ao evento β. A evidência de β é representada pela Anotação composta dos Graus de Evidência favorável μ_β e desfavorável λ_β. Portanto, é visto que a Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ de Grau de Certeza $G_{C(\alpha)}$, para gerar o seu Grau de Certeza necessitou de dois Graus de Evidência, um que representa a evidência favorável, e outro que representa a evidência desfavorável.

Conforme a LPA2v o sinal Lógico Paraconsistente da Proposição Pragmática será $P_{(\mu_\alpha,\ \lambda_\alpha)}$ onde: P é a Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ e $(\mu_\alpha,\ \lambda_\alpha)$ é a Anotação

composta por Grau de Evidência favorável à Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ e Grau de evidência desfavorável à Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

A Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ será do tipo:

"A probabilidade do acontecimento α".

Este sinal lógico Paraconsistente da Hipótese α será analisado no reticulado associado da LPA2v onde considera-se que a contradição entre os Graus de Evidência favorável μ_α e desfavorável λ_α da Proposição Pragmática é nula. Portanto:

$$G_{ct\alpha} = (\mu_\alpha + \lambda_\alpha) - 1 = 0 \quad \text{e} \quad G_{C\beta\alpha} = \mu_\alpha - \lambda_\alpha = G_{CR}$$

A Proposição Pragmática $P_{(\beta)}$ é obtida de uma fonte de evidências β e será do tipo:

"A probabilidade da evidência β do acontecimento α".

As evidências de β são representadas por um sinal lógico Paraconsistente $P_{(\mu_\beta,\ \lambda_\beta)}$

onde: P é a Proposição Pragmática $P_{(\beta)}$ e $(\mu_\beta,\ \lambda_\beta)$ é a Anotação é a composta por Grau de Evidência favorável à Proposição Pragmática $P_{(\beta)}$ e Grau de Evidência Desfavorável à Proposição Pragmática $P_{(\beta)}$.

Para a fonte geradora de evidência β pode haver contradição visto que o Grau de Evidência Favorável $\mu_{\beta\alpha}$ é obtido pela Probabilidade da Evidência β (priori) na afirmação da hipótese α, e o Grau de Evidência Desfavorável $\lambda_{\beta\neg\alpha}$ é obtido da Probabilidade de Evidência β (priori) na Não afirmação da hipótese α. Estes dois Sinais Lógicos Paraconsistentes serão analisados no reticulado associado à LPA2v resultando no Grau de Evidência resultante da Fonte de Evidência β. A análise paraconsistente da LPA2v será representada por:

$$[\mu_{\beta\alpha} \Diamond \lambda_{\beta\neg\alpha}] = \mu_{Er\beta}$$

onde o símbolo ◊ representa uma análise paraconsistente.

O valor do Grau de Evidência $\mu_{Er\beta}$ representa o resultado do efeito da fonte geradora de Evidência β na Proposição Pragmática α:

Com o Valor de $\mu_{Er\beta}$ e o valor do Grau de Evidência Desfavorável λ_α da Probabilidade Pragmática α, através da análise no reticulado associado à LPA2v,

pode-se encontrar o Grau de Evidência Resultante Real final da Probabilidade Pragmática:

$$[\mu_{\beta\alpha} \Diamond \lambda_{\beta\neg\alpha}] \ \Diamond \ \lambda_{\alpha} = \mu_{ER}$$

Estes procedimentos para obtenção do Grau de Evidência Resultante Real final são descritos através de o Algoritmo.

5.8 ALGORITMO DA LPA2V APLICADO À ANÁLISE DE PROBABILIDADE PRAGMÁTICA

1. Apresente a Probabilidade Pragmática da Hipótese α:

$$P(\alpha)$$

2. Considere a Probabilidade Pragmática da Hipótese α (priori) como Grau de Certeza da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

. Faça: $P(\alpha) = \mathrm{G}_{\mathrm{C}(\alpha)}$

3. Calcule o valor do Grau de Evidência Desfavorável λ_{α} da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ (priori).

. Calcule: $\lambda_{\alpha} = \frac{1 - \mathrm{G}_{\mathrm{C}(\alpha)}}{2}$

4. Apresente o valor da Probabilidade Pragmática da evidência β dada a afirmação da Hipótese α.

$$P(\beta|\alpha)$$

5. Considere a Probabilidade Pragmática da evidência β dada a afirmação da Hipótese α como Grau de Evidência favorável da afirmação da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

. Faça: $P(\beta \mid \alpha) = \mu_{\beta\alpha}$

6. Apresente o valor da Probabilidade Pragmática da evidência β dada a Não afirmação da Hipótese α.

$$P(\beta|\neg\alpha)$$

7. Considere a Probabilidade Pragmática da evidência β dada a Não afirmação da Hipótese α como Grau de Evidência Desfavorável da afirmação da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

. Faça: $P(\beta \mid \neg\alpha) = \lambda_{\beta\neg\alpha}$

8. Calcule o valor do Grau Evidência Resultante Real entre Grau de Evidência Favorável $\mu_{\beta\alpha}$ e o Grau de Evidência Desfavorável $\lambda_{\beta\neg\alpha}$ da afirmação da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$.

.Faça:

i. Calcule o Grau de Certeza:

$$G_{C\beta\alpha} = \mu_{\beta\alpha} - \lambda_{\beta\neg\alpha}$$

ii. Calcule o Grau de Contradição:

$$G_{ct\beta\alpha} = (\mu_{\beta\alpha} + \lambda_{\beta\neg\alpha}) - 1$$

iii. Calcule a Distância D:

Se: $G_{C\beta\alpha} \geq 0$: $D = \sqrt{(1 - G_{C\beta\alpha})^2 + G_{ct\beta\alpha}{}^2}$

Se: $G_{C\beta\alpha} < 0$: $D = \sqrt{(1 + |G_{C\beta\alpha}|)^2 + G_{ct\beta\alpha}{}^2}$

iii.1 Calcule o Grau de Certeza Real:

$$G_{C\beta\alpha R} = 1 - D$$

iii.2 Calcule o Grau de Evidência Real:

$$\mu_{E\beta\alpha R} = \frac{1 + G_{C\beta\alpha R}}{2}$$

9. Calcule o valor do Grau de Evidência Resultante Real final μ_{ER} entre o valor do Grau Evidência resultante Real $\mu_{E\beta\alpha R}$ obtido no item anterior e o valor do Grau de Evidência Desfavorável λ_{α} da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$ (priori) calculado no item 3.

.Faça:

i. Calcule o Grau de Certeza:

$$G_{CR} = \mu_{E\beta\alpha R} - \lambda_{\alpha}$$

ii. Calcule o Grau de Contradição:

$$G_{ctR} = (\mu_{E\beta\alpha R} + \lambda_{\alpha}) - 1$$

iii. Calcule a Distância D:

Se $G_{CR} \geq 0$: $D = \sqrt{(1 - G_{CR})^2 + G_{ctR}{}^2}$

Se $G_{CR} < 0$: $D = \sqrt{(1 + |G_{CR}|)^2 + G_{ctR}{}^2}$

iii.1 Calcule o Grau de Certeza Real:

$$G_{CER} = 1 - D$$

iii.2 Calcule o Grau de Evidência Real:

$$\mu_{ER} = \frac{1 + G_{CER}}{2}$$

10. Apresente o valor do Grau Evidência Resultante Real final como resultado da Análise.

$$\mu_{ER} = P(\alpha \mid \beta)$$

10. Fim

5.8.1 - Relação entre os valores encontrados em uma curva 2x2 e os valores aplicados no Algoritmo Bayes/LPA2v

A Probabilidade Pragmática da Hipótese α (priori) é relacionada ao Grau de Certeza da Proposição Pragmática $P_{(\alpha)}$. Sendo a **Prevalência** a probabilidade de ocorrência de um evento, nos métodos quantitativos utilizados em medicina, relacionamos a este conceito os valores da Probabilidade Pragmática e conseqüentemente o Grau de Certeza da Proposição Pragmática:

$P(\alpha) = \mathrm{G}_{\mathrm{C}(\alpha)}$ = Prevalência

A **Sensibilidade** é obtida considerando a probabilidade de o exame levar a resultado positivo, dado que o indivíduo é verdadeiramente doente. Relacionando os métodos quantitativos utilizados em medicina ao Algoritmo Bayes/LPA2v, a Sensibilidade pode ser considerada como a Probabilidade Pragmática da evidência β dada a afirmação da Hipótese α.

$P(\beta|\alpha)$ = Sensibilidade

A **Especificidade** é obtida considerando a probabilidade do exame ter resultado negativo, dado que o indivíduo é verdadeiramente não doente. Relacionando os métodos quantitativos utilizados em medicina ao Algoritmo Bayes/LPA2v, a Especificidade pode ser considerada como a Probabilidade Pragmática da evidência β dada a Não afirmação da Hipótese α.

$P(\beta|\neg\alpha)$ =Especificidade

A partir desta relação pode-se construir o algoritmo que dará valores de normalização que permitirão a análise dos resultados dos testes efetuados.

Estes estudos serão apresentados no capítulo 7.

6 MÉTODO QUANTITATIVO E RETICULADO REPRESENTATIVO DA LPA2v

6.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é feito um estudo através do qual se concretiza uma analogia entre o método quantitativos utilizados em medicina com o Reticulado representativo da Lógica Paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.

Conforme sabemos, as afirmações de exames clínicos, por exemplo, podem ser verdadeiras em uma situação e falsas em outra. Por isso, considerando que toda verdade é incerta pode-se estabelecer conexões certas entre incertezas. Com estas considerações todo processo lógico racional seria precisamente concebido como um passar com certeza de uma incerteza a outra (DA SILVA FILHO, 1999). Ao abandonar as “verdades lógicas certas” que, quando trazidas à realidade científica, não correspondem aos fatos, trazemos a idéia de que a verdade é algo cumulativo, portanto, ***a sua verdade e sua falsidade podem ser marcadas mediante Graus de Crença e de Descrença, definidos por Sensibilidade e Especificidade respectivamente.***

O objetivo deste trabalho é implementar aplicações da Lógica ao campo das Ciências Médicas e para isso buscamos vincular certo valor estrutural de: “Verdadeiro”, “quase-Verdadeiro”, “Falso”, “quase-Falso”, “Inconsistente”, “quase-Inconsistente”, “Indefinido” e “quase-Indefinido”, através de ***Graus* de *Certeza* e de *Incerteza***. Com este objetivo, procura-se definir princípios lógicos não em termos abstratos, mas, na forma de termos procedimentais aplicáveis ao diagnóstico médico.

O conhecimento incerto é aquele que é discutível e ao qual, normalmente associamos uma medida de incerteza que descreva de algum modo crenças para as quais existem certas evidências de apoio (DA SILVA FILHO, 1999). A Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores (LPA2v) é uma classe de Lógica Paraconsistente que trabalha com evidências e que admite contradição de um modo não-trivial. Nesta Lógica as anotações são representativas de *graus de crença* e de *descrença* atribuídos à proposição dando-lhe conotações de valoração que iremos estabelecer ao longo do trabalho (DA SILVA FILHO,1999).

A metodologia desta pesquisa consiste em elaborar métodos de “interpretação” de Bayes na LPA2v para diagnóstico médico considerando a sua estrutura teórica apresentada em trabalhos relevantes de pesquisas anteriores. A partir destas “interpretações” são desenvolvidos modos de aplicações que farão tratamento de conhecimento incerto, traduzindo estes conceitos teóricos em práticos e deixando novas referências para outros ramos de aplicação (DA SILVA FILHO, 1999).

No mundo real, as inconsistências são importantes e não podem ser desprezadas porque são as informações contraditórias que trazem fatos relevantes modificando, às vezes, completamente o resultado da análise. A existência da inconsistência é que induz ao Sistema que está sobre análise promover buscas procurando novas e esclarecedoras informações com consultas a outros informantes, para se obter uma conclusão mais confiável (Da Silva Filho, 1999).

Nesta seção iremos descrever a analogia de Bayes com Paraconsistência, procurando descrever os modelos de forma mais completa possível.

Vamos começar a implementação de novos conceitos através do gráfico abaixo, já apresentado no capítulo 5.

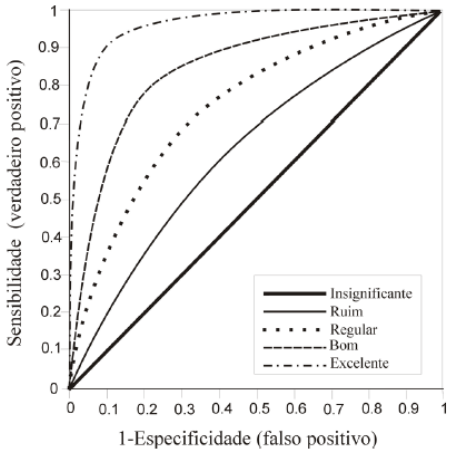


Figura 6.1 – Curva ROC e a Qualidade no Diagnóstico (Fig.5.3)
Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004)

Tabela 6.1: Qualidade do diagnóstico em relação a área da curva ROC

‘Área (AUC)	Qualidade do diagnóstico
0.9 a 1.0	**Excelente**
0.8 a 0.9	**Bom**
0.7 a 0.8	**Regular**
0.6 a 0.7	**Ruim**
0.5 a 0.6	**Insignificante**

Fonte: (CORRÊA SILVA, 2004)

Consideramos essa representação gráfica e sua legenda explicativa, e os adaptamos ao plano cartesiano e ao conceito que foi considerado no capítulo 3, grau de crença e descrença conforme figura 6.3.

Para tal fim, lembrando que como visto no capítulo 2, podemos descrever a teoria da Paraconsistência graficamente, de forma que, convertendo nomes e determinando regiões de ação equivalentes obtemos:

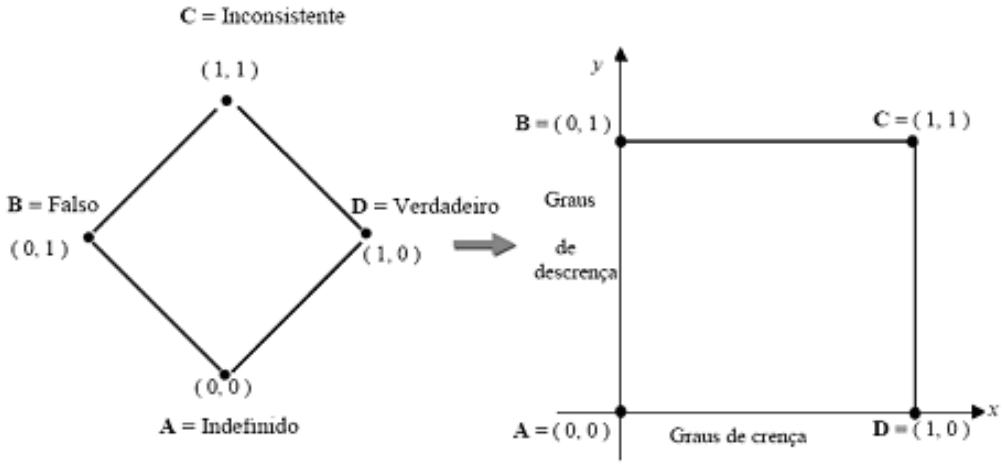


Figura 6.2 – Representação cartesiana por plano quadrado unitário QUPC
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

Nas representações da figura 6.2, no eixo *x* estão dispostos os valores anotacionais correspondentes ao grau de *crença*, e no eixo *y* os valores que correspondem ao grau de descrença. Os pontos assinalados no gráfico determinam os *estados extremos* do reticulado. São eles:

Ponto A = (0, 0) $\Rightarrow$ Indefinido

Ponto B = (1, 0) $\Rightarrow$ Verdadeiro

Ponto C = (0, 1) $\Rightarrow$ Falso

Ponto D = (1, 1) $\Rightarrow$ Inconsistente

Os valores dos sinais dos graus de *crença* e de *descrença* que estão representados no quadrado unitário do plano cartesiano variam de 0 a 1 [0,1]. Neste intervalo podem ter seus valores considerados discretos (multivalorados) ou de variação contínua com o tempo (analógicos) (DA SILVA FILHO, 1999). Portanto teremos agora o seguinte gráfico conforme figura 6.3.

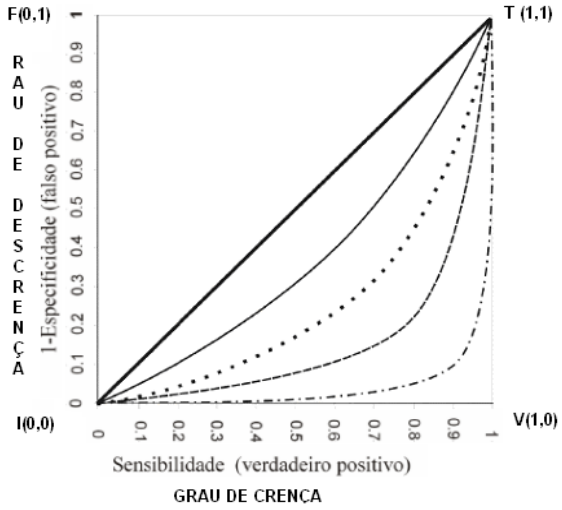


Figura 6.3 – A inversão dos eixos x-y

A inversão dos eixos determinará a AUC tornar-se AAC (AREA ABOVE CURVE – Área Acima da Curva) mantendo as mesmas considerações anteriores para AUC, invertendo-as.

6.2 REPRESENTAÇÕES GRÁFICAS DA LÓGICA PARACONSISTENTE

Lembrando que em LPA podemos formar o seguinte gráfico conforme a figura 6.4 e a interpretação do Quadrado Unitário da LPA em 12 estados demarcados, consideramos com uma resolução[5] de igual apoio.

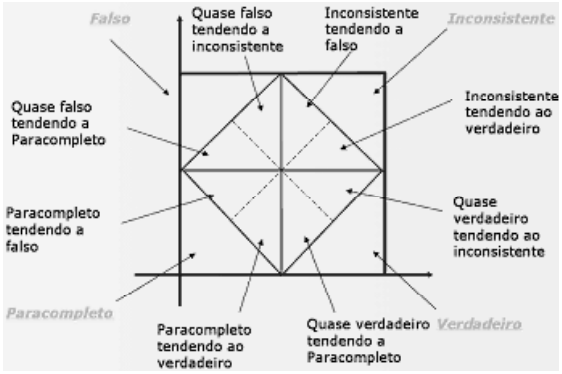


Figura 6.4 - Quadrado Unitário da LPA - QUPC
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

[5]resolução na área LPA significa quantidade de sub-áreas repartidas ou separadas que definem os estados demarcados. Para cada sub-área eu defino uma situação. No exemplo tenho 12 estados.

Da mesma forma, nesta seqüência, representamos o quadriculado de Hasse para a LPA, em intervalos pré-definidos [1,-1] na figura 6.5.

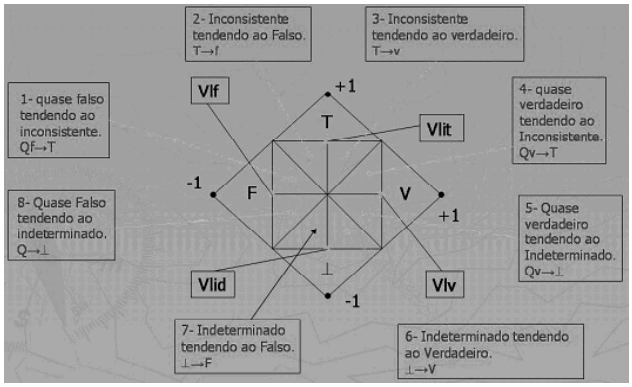


Figura 6.5 - Quadrado Unitário da LPA - HASSE
Fonte: (DA SILVA FILHO, 1999)

6.3 CRIANDO-SE NOVAS NOMENCLATURAS PARA A LPA PELA TEORIA DE BAYES

Devemos criar um critério de atribuição para que a análise gráfica como é feito na LPA, tenha uma representação correspondentes na Teoria de Bayes, e batizaremos novos nomes substituindo os da LPA para futuras análises quantitativas e qualitativas. Na primeira coluna da esquerda da tabela 6.2, temos a nomenclatura da LPA que é utilizada graficamente e ao lado, na coluna direita, temos a analogia dessa nomenclatura para o universo Bayesiano.

Tabela 6.2 – Interpretação da Adaptação e Transição de ParaBayes

FALSO	*1*	*NAO DOENTE = ESPECIFICIDADE = VALOR PREDITIVO NEGATIVO*
QUASE FALSO TENDENDO A PARACOMPLETO	*2*	*QUASE NAO DOENTE TENDENDO A FALSO NEGATIVO*
PARACOMPLETO TENDENDO A FALSO	*3*	*FALSO NEGATIVO TENDENDO A NAO DOENTE*
PARACOMPLETO	*4*	*FALSO NEGATIVO = 1 - SENSIBILIDADE*
PARACOMPLETO TENDENDO AO VERDADEIRO	*5*	*FALSO NEGATIVO TENDENDO AO DOENTE*
QUASE VERDADEIRO TENDENDO A PARACOMPLETO	*6*	*QUASE DOENTE TENDENDO A FALSO NEGATIVO*
VERDADEIRO	*7*	*DOENTE – SENSIBILIDADE = VALOR PREDITIVO POSITIVO*
QUASE VERDADEIRO TENDENDO AO INCONSISTENTE	*8*	*QUASE DOENTE TENDENDO AO FALSO POSITIVO*
INCONSISTENTE TENDENDO AO VERDADEIRO	*9*	*FALSO POSITIVO TENDENDO DOENTE*
INCONSISTENTE	*10*	*FALSO POSITIVO= 1 - ESPECIFICIDADE*
INCONSISTENTE TENDENDO A FALSO	*11*	*FALSO POSITIVO TENDENDO A NAO DOENTE*
QUASE FALSO TENDENDO A INCONSISTENTE	*12*	*QUASE NAO DOENTE TENDENDO A FALSO POSITIVO*

Na Tabela 6.3 temos a marcação nas células com as letras A,B,C e D com seus respectivos significados na legenda que classificamos com o nome de

"GOLD STANDARD" (padrão ouro). Chamamos de tabela 2x2, de contingência ou confusão, conforme visto no capítulo 2.

Tabela 6.3 - Tabela 2x2, contingência ou confusão, Padrão Ouro

Teste/paciente	Doente	Não doente	
	1	0	Total
1	A	B	A+B
0	C	D	C+D
Total	A+C	B+D	A+B+C+D

Legenda da Tabela 6.2

d	Doentes
$\overline{d}$	Não doentes
s	Positivo
$\overline{s}$	Negativo
A	Verdadeiramente Doentes
B	Falso positivo
C	Falso negativo
D	Verdadeiramente não doentes
A+B	Total de positivos
C+D	Total de negativos
A+C	Total de doentes
B+D	Total de não doentes
A+B+C+D	TOTAL = População

Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

6.4 INTERPRETAÇÕES DO QUADRADO UNITÁRIO COM A TEORIA DE BAYES NA LÓGICA PARACONSISTENTE ANOTADA

Nesta seção adaptaremos a tabela graficamente conforme mostram as figuras 6.6, 6.7 e 6.8 no plano cartesiano e no reticulado de Hasse, respectivamente.

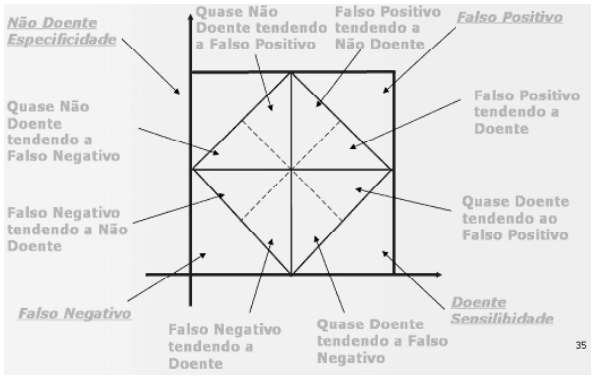


Figura 6.6 – Adaptando conceitos de Bayes na Paraconsistência para Diagnóstico

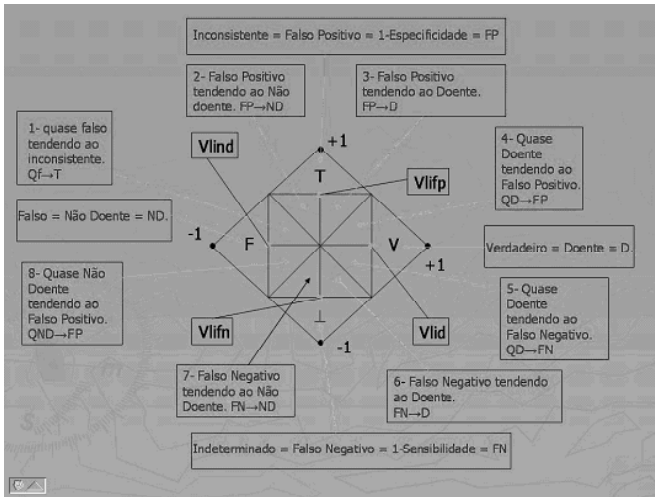


Figura 6.7 – Adaptando mais Conceitos de Diagnóstico

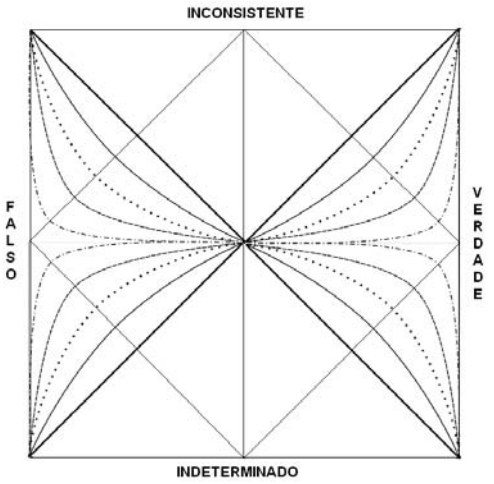


Figura 6.8 – Adaptação da Curva ROC em LPA

6.5 AS EXPLICAÇÕES QUE CONTÉM AS ANALOGIAS para PARA-BAYES

6.5.1 Interpretação da LPA2v através do QUPC com sinais de Entrada Multivalorados

Como foi visto, o reticulado associado à Lógica Paraconsistente Anotada pode ser representado através do quadrado unitário no plano cartesiano. Para que possamos analisar a LPA2v através do reticulado, com o intuito de obter as condições para descrever métodos e efetuar procedimentos de controle e diagnóstico, vamos inicialmente fazer algumas importantes considerações que se seguem:

A premissa anterior, atende na teoria de Bayes ao conceitos de Sensibilidade e Especificidade. Lembrar que inicialmente temos duas curvas normais (distribuições

gaussianas), uma para não doentes (especificidade-sadios/ausente) e outra para doentes (sensibilidade-não sadios/presente).

6.6 O VIÉS DA METODOLOGIA PARA O DIAGNÓSTICO EM ESTUDO – CUT-OFF

Cut-off, ou ponto de corte, é definido como o ponto da resposta analítica de um teste abaixo do qual o resultado de um teste qualitativo é convertido em ‘negativo” e acima do qual o resultado é determinado como positivo (ou vice-versa).

Para um teste verdadeiramente qualitativo o cut-off é o único ponto de decisão médica. Para um teste qualitativo derivado da dicotomização de um teste quantitativo ou de uma escala ordinal, há muitos pontos possíveis para o cut-off.

6.6.1 O ponto de corte ou valor de referência

Não há dúvidas de que um ponto crucial na correta interpretação de um teste laboratorial é o seu “ponto de corte”, ou seja, o limiar a partir do qual ele tornasse “positivo”, ou discriminador da doença. Os profissionais devem estar cientes de que, a maneira como este ponto é definido, muda o enfoque com que o teste passa a ser visto. Se a principal preocupação é evitar resultado falso-positivo (o resultado do teste pode indicar uma cirurgia arriscada para o paciente), então o **ponto de corte** deve objetivar o **máximo de Especificidade**.

- Se a preocupação maior é evitar resultado falso-negativo (o resultado do teste em suspeito de AIDS), então o **ponto de corte** deve objetivar **o máximo de Sensibilidade**.
- Se a principal preocupação é evitar resultado falso-positivo (o resultado do teste pode indicar uma cirurgia arriscada para o paciente), então o **ponto de corte** deve objetivar o **máximo de Especificidade**.

6.8 CURVA ROC vs PARABAYES

A avaliação dos métodos propostos neste trabalho pode ser feita por comparação com técnicas de referência que se saibam ser válidas.

Tal avaliação envolve, portanto, a comparação de medidas obtidas simultaneamente, utilizando o teste em estudo e um teste de referência. Os estudos de avaliação implicam que esse teste de referência seja o apropriado.

Um dos grandes problemas inerentes a este tipo de estudo é o fato de, por vezes, não existir uma referência, usando-se, então, o melhor procedimento disponível como procedimento de referência. Mais uma vez, é importante frisar que uma medida é válida se provêm de um procedimento válido.

Os estudos de avaliação são freqüentemente descritos como testes de validade dos diagnósticos e são um dos mais importantes atos em Medicina.

Para chegar a um diagnóstico, temos que utilizar métodos que permitam distinguir entre populações de doentes e de não doentes, ou seja, teste de diagnóstico.

Nos testes de diagnóstico o resultado é sempre dicotômico. Quando se avaliam esses testes, utilizamos um teste de referência cuja escala é também dicotômica. A validade de medidas dicotômicas pode ser avaliada construindo uma tabela de 2 × 2 (Tabela no capítulo 3).

7 APLICAÇÕES DE APOIO A DECISÃO MÉDICA

Neste capítulo serão apresentadas as técnicas para apoio a decisão médica que envolvem aplicações diretas dos fundamentos da LPA2v mesclado aos estudos estatísticos estudados até aqui.

7.1 INTRODUÇÃO

Para os exemplos de aplicação, os resultados em forma de Graus de Evidência serão extraídos de bancos de dados incertos (ANEXO A), onde esses valores evidenciais poderão ser utilizados individualmente, ou analisados juntos com outros valores em uma Rede de Análise Paraconsistente.

Para esse estudo serão utilizados três modos de aplicação da LPA2v para extração do Grau de Evidência de um banco de dados . São eles:

1. **Extração do Grau de Evidência através da Probabilidade Pragmática.**

Nesse modo, a partir de uma tabela 2x2 gerada pelo banco de dados e construída pelo método estatístico os valores de Prevalência, Sensibilidade e Especificidade, serão fornecidos ao Algoritmo da Probabilidade Pragmática para a obtenção dos Graus de Evidência Resultante μ_{ERPP}.

2. **Extração do Grau de Evidência a partir das Freqüência e desvios.**

Nesse modo, a partir dos valores estatísticos gráficos de freqüência da glicemia populacional serão extraídos os dados que após receberem um tratamento lógico paraconsistente resultarão em Graus de Evidência μ_{EF}.

3. **Extração do Grau de Evidência a partir do Valor Preditivo Positivo VPP.**

Nesse modo, a partir de uma tabela 2x2 gerada pelo banco de dados e construída pelo método estatístico são recolhidos os Valores Preditivo Positivo VPPs. Estes após receberem um tratamento lógico paraconsistente resultarão em Graus de Evidência μ_{EVPP}.

Nesse trabalho as três técnicas utilizadas para extração de Graus de Evidência resultarão em valores que servirão de apoio aos diagnósticos médicos referente a pacientes expostos a risco de ser portador de moléstias.

Ao final será mostrada uma pequena Rede de Análise Paraconsistente capaz de analisar os resultados obtidos promovendo um sinal resultante evidencial capaz de aumentar o Graus de Confiabilidade da decisão.

7.1.1 Banco de dados Índias *Pima*

Para a aplicação das técnicas LPA2v foi escolhido o banco de dados referente a uma população de mulheres Índias *Pima* (*Pima Indians*[6]) com prevalência elevada em *Diabetes Mellitus Gestacional* que mora perto de *Phoenix*, Arizona, USA, para estudos práticos de Apoio a Decisão Médica (ADM). A razão da escolha é que *Pima Indians* trata-se de um exemplo clássico (que é) utilizado como padrão em diversos trabalhos e refere-se ao estudo que foi feito segundo a orientação de critérios da Organização Social da Saúde (*World Health Organization - WHO)* entre outros grupos afins.

Todo o processo de extração de Graus de Evidência será feito por meio de Análise das informações do Prontuário Eletrônico dos Pacientes (PEP) da *Pima Indians* (ANEXO A).

As informações utilizadas são aquelas aonde estão expostas as possíveis causas que levaram a resultados para apoio a decisão médica por meios tradicionais. Nas informações expostas nos prontuários, com base no trabalhos mostrado em (SIGILLITO, 1990), foram classificados os pacientes de sexo feminino como diabética ou não diabética segundo 8 critérios, os quais são considerados como as entradas listadas para o Banco de dados.

---

[6] Pima Indians Diabetes Database, fornecida pela John Hopkins University, 1990, e bastante utilizada na literatura para comparação entre metodologias e como base para trabalhos diversos.

7.2 LEVANTAMENTO ESTATÍSTICO

A base de dados Índias *Pima* é formada por 768 registros (indivíduos) com 8 atributos com informações médicas mais um que indica o diagnóstico (classe ou atributo objetivo):

1. NUMPREGNAN: números de vezes que ficou grávida
2. PLASMAGLUC: concentração de glicose no plasma em teste de tolerância de glicose oral de 2 horas (Considerações para jejum, 1h e 2 h)
3. DIASTOLICB pressão sanguínea mínima (diastólica) (mm/Hg)
4. TRICEPSSKI: dobras na pele do tríceps (mm)
5. TWOHRSERUM: aplicações de 2 horas de soro com insulina (um U/ml)
6. BODYMASSIN: índice massa corpórea (peso em Kg / (altura em m^2)
7. DIABETESPE: função de genealogia de diabetes
8. AGE: idade (anos)

Na base de dados foi registrado pacientes observadas que apresentavam sinais de diabetes ou não. A análise feita no item 2 (ANEXO A), foi realizada seguindo o critério do Teste Oral de Tolerância a Glicose (TOTG), 75 mg/dl no plasma, em seguida são tomadas as medidas de Glicemia em jejum, após 1 hora, e 2 horas respectivamente. Esta é uma aplicação de plasma glicosilada para exames de rotina em gestantes entre 24 e 28 semanas de gravidez. Atualmente, por prevenção, tem-se feito estes testes a partir da 20.ª semana de gestação.

A TOTG é um dos testes mais sugeridos para tomada de decisão médica pela International Committee (IEC), National Diabetes Data Group e subseqüente aprovação da Organização Mundial da Saúde (OMS). Esse teste parte do princípio da Glicemia em Jejum Alterada (GJA) e Intolerância a Glicose (IG) (DIABETES NEWS – SBD, 2004).

Características consideradas dos parâmetros dos itens:

ITEM 1:

Quantidade de mulheres grávidas ≤ 1

Quanto menor o número de vezes que ficou grávida maior é o fator de risco.

ITEM 2:

110 mg/dl ≤ Normal em jejum

Teste jejum ≥ 110 = diabética

Teste após 1h ≥ 140 = diabética

Teste após 2h ≥ 200 = diabética

ITEM 3:

Hipertensão

Pressão sangüínea Diastólica (mm Hg) ≥ 90

Pressão Sistólica (mm Hg) ≥ 140

(fatores de Risco)

ITEM 4:

Dobras na pele do tríceps (mm)

Valores críticos para ≥ 4,5 mm

ITEM 5:

Valores para exame de resistência a insulina podemos considerar ≥ 95 mg/dl

ITEM 6:

ÍNDICE DE MASSA CORPOREA - IMC

(peso em kg/(altura em cm^2))

Sobrepeso= (25 – 29,9)

Obeso=(30 – 39,9)

Obeso Mórbido ≥ 40 Kg/cm^2

ITEM 7:

Função de genealogia de diabetes na família.

Quantidade de parentes diabéticos

O fator crítico

ITEM 8:

Mulheres maiores que 21 anos de idade temos um fator de risco crescente por idade

(*) massa de dados, Banco de Dados (BD): diabetes.dbf – (ANEXO A)

7.3 RESULTADOS DO PROCESSO ESTATÍSTICO

A partir dos valores do banco de dados (Índias *Pima),* foram levantadas as curvas Normais da Freqüência x Glicemia (APENDICE D) onde nos mostra todas as variações dos Pontos de Corte escolhido pelo autor, exemplificando à população de Índias *PIMA* em condições sadia ou doente.

Nesse processo estatístico foi utilizado o Software MINITAB Versão 15 (MINITAB, 2008).

Na construção de cada gráfico, foi utilizado o processo de Tabulação Cruzada.

Para a obtenção das tabelas 2x2 (APENDICE D) seguiu-se o mesmo processo e com os mesmos pontos de Corte escolhidos anteriormente.

Após a construção das tabelas, para cada uma ficaram disponibilizados os seguintes valores: verdadeiro positivo, falso negativo, verdadeiro negativo, falso positivo.

Para efetuar o levantamento estatístico foi utilizado um software de construção do Autor em Linguagem C (APENDICE A). Com esse programa foram calculados os valores da: Prevalência, Sensibilidade, Especificidade, Falso Positivo (1 – Especificidade) para cada tabela formada.

A Prevalência considerada foi a calculada para cada tabela (encontramos nos APENDICES F-J) em relação ao seu Ponto de Corte (PC), que fornece um valor de análise coerente para que possam ser utilizados os resultados para Apoio a Decisão Médica (ADM).

Para obtenção uma ampla visão que melhor expresse a continuidade de valores no banco *Pima Indians*, foram feitos vários ensaios estatísticos.

Nesse estudo para apresentar uma melhor demonstração das formas de extração do Graus de Evidência utilizou-se apenas o freqüência de Glicemia, no entanto, verifica-se que os mesmos processos de análise poderão ser facilmente expandido para os outros fatores extraídos do Banco de Dados.

Entre os resultados estatísticos mais significativos estabeleceu-se critérios para a escolha do gráfico e a sua correspondente tabela 2x2 que mais se adéqua aos parâmetros estabelecidos nos diagnósticos médicos a serem utilizados como

exemplo para esse estudo. A dispersão de glicemia na freqüência dada população, ocorre uma divisão quase por igual de doentes e não doentes em PC = 110mg/dl.

Na análise da Glicemia para 100 mg/dl foi encontrado uma Prevalência de 74,3490% (APENDICE F) e para 110 mg/dl (APENDICE G), encontrou-se 59,115% que refere-se a uma diminuição considerável. Verificou-se que para 140 mg/dl a Prevalência cai ainda mais, a porcentagem vai para 25,651%.

Dessa forma, na análise inicial dos resultados estatísticos verifica-se que 110 mg/dl (Gráfico 7.1) é o valor que melhor representa essa situação, segundo pode ser visto nos Histogramas (APÊNDICE D).

Seguindo os critérios e os resultados das análise iniciais optou-se pela utilização do gráfico (e tabela 2x2) com Ponto de Corte 110 mg/dl, cujo resultado está exposto na figura a seguir:

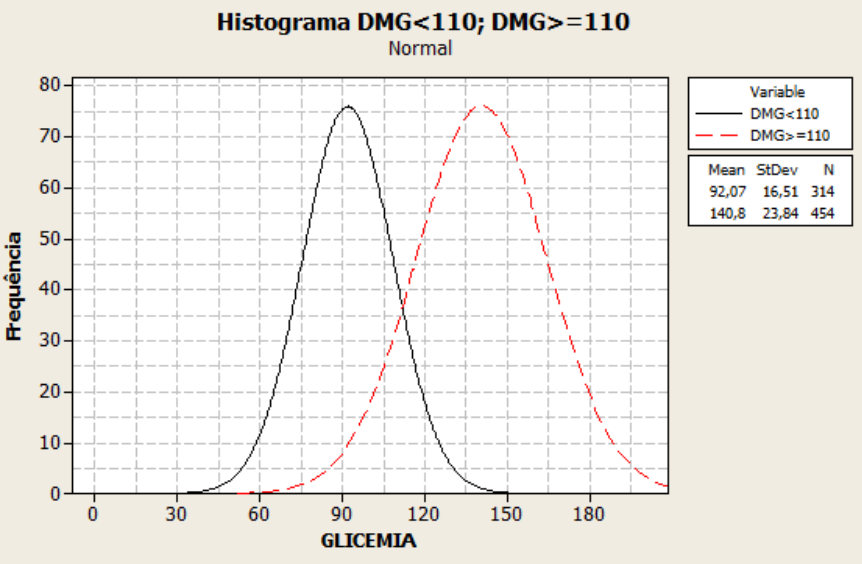


Gráfico 7.1 - Gráficos das Normais para Glicemia 110 mg/dl (MINITAB Versão 15, 2008)

Com a definição do Gráfico, em seguida foi determinado o intervalo de interesse, ou o Universo de Discurso[7] para a extração dos Graus de Evidência. Para o gráfico que representa as características no ponto de corte 110 mg/dl o UD foi escolhido pela variação máxima entre os picos das formas de onda.

O Intervalo que define o Universo de Discurso do estudo é mostrado pelas linhas tracejadas no gráfico da figura a seguir:

[7] Universo de Discurso (UD) é considerado um determinado trecho a ser analisado estabelecido por um valor limite inicial até um valor limite final.

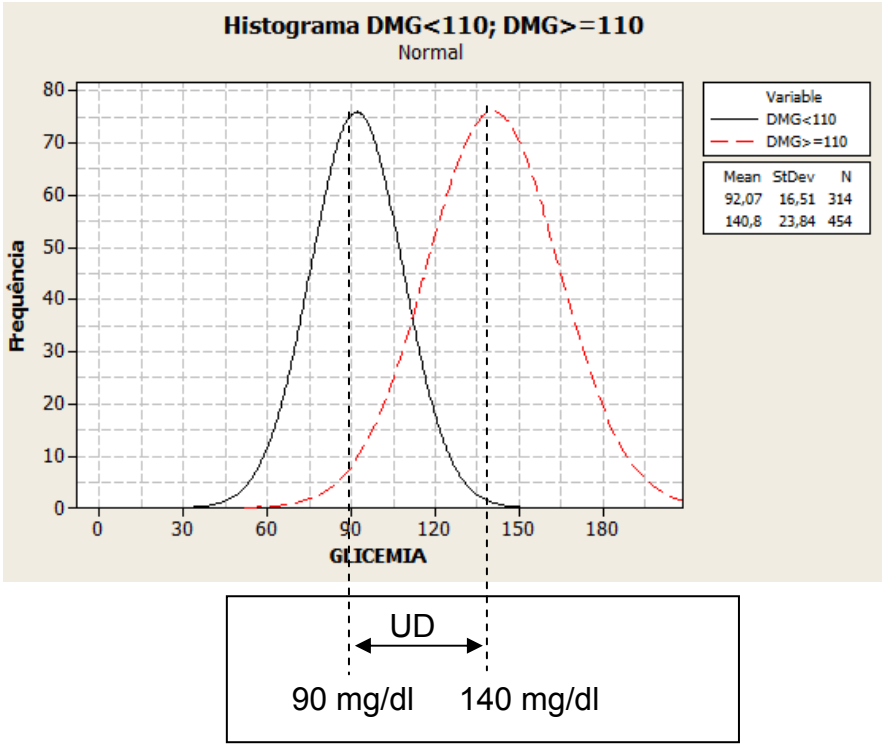


Gráfico 7.2 - Gráficos das Normais para Glicemia, 90/140 mg/dl (MINITAB Versão 15, 2008)

Dessa forma, verifica-se que o intervalo de interesse no gráfico Freqüência x Glicemia vai de um valor em torno de 90 até 140 mg/dl de Glicemia. Esses dados para o Ponto de Corte 110 mg/dl serão considerados para a obtenção dos Graus de Evidência conforme descrito a seguir.

7.4 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA ATRAVÉS DA PROBABILIDADE PRAGMÁTICA

Nesse modo, a partir de uma tabela 2x2 gerada pelo banco de dados e construída pelo método estatístico os valores de Prevalência, Sensibilidade e Especificidade foram obtidos. Com esses valores fornecidos, foi utilizado um Algoritmo de Da Silva Filho (2008), e colocado em Linguagem C pelo Autor (APENDICE B) para o calculo do Grau da Evidência Real.

Aplicando o Algoritmo da Probabilidade Pragmática com a entrada de dados: Prevalência, Sensibilidade, e Especificidade respectivamente foram obtidos os Graus de Evidência resultante μ_{ERPP}.

A partir desses dados foi construído o gráfico a seguir, onde mostra-se o comportamento da população descrevendo seus pontos de transição da Evidência analisada em relação a Glicemia.

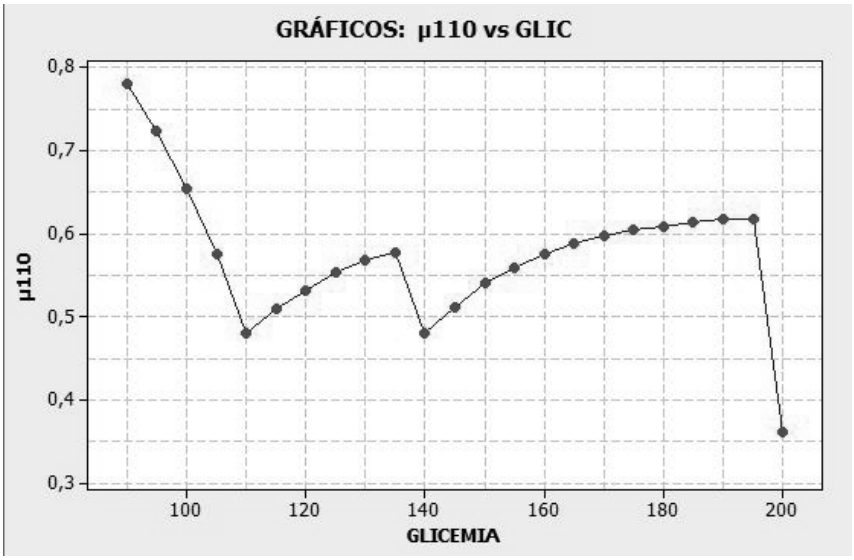


Gráfico 7.3 - Considerando Valor 110 mg/dl
(MINITAB Versão 15,2008)

Considerando o Intervalo para o Ponto de Corte 110 mg/dl que varia entra 90 a 140 mg/dl de Glicemia verifica-se no gráfico que ocorre uma variação significativa do Grau de Evidência. A variação no Intervalo de Interesse considerado está destacado na próxima figura.

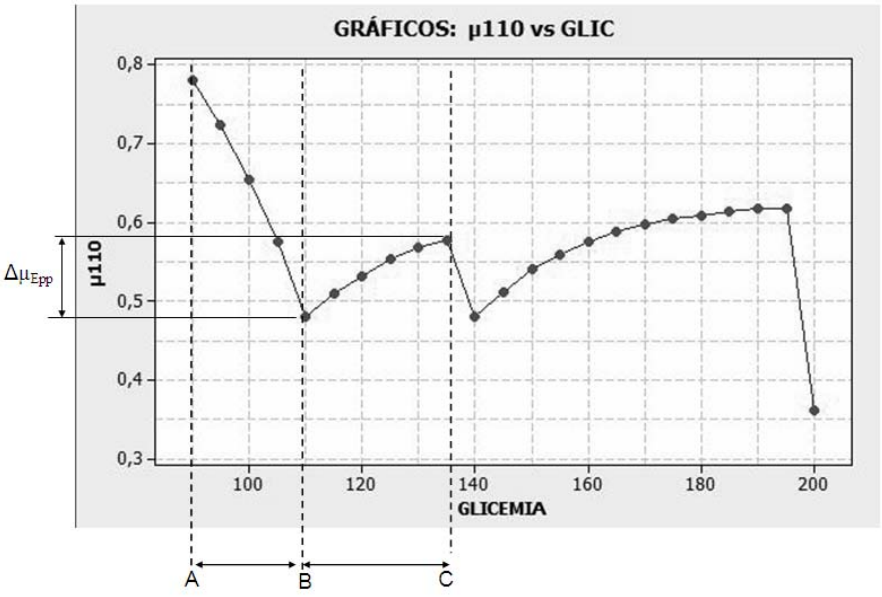


Gráfico 7.4 - Considerando trechos para análise
(MINITAB Versão 15, 2008)

Sendo a Proposição analisada pela LPA2v:

P " O Paciente tem Diabetes"

A análise pode ser verificada no resultado gráfico onde :

De 90 até 110 mg/dl Glicemia (A até B) não entra na análise visto que o Ponto de Corte é de 110 mg/dl.

De 110 até 140 mg/dl Glicemia (B até C) a variação do Grau de Evidência onde um aumento da Glicemia resulta em um aumento do Grau de Evidência.

Os valores acima de 140 mg/dl Glicemia não pertencem ao Universo de Discurso.

Para as análise que utilizam a LPA2v onde os Graus de Evidência são extraídos a partir da Probabilidade Pragmática a variação válida está indicada como $\Delta\mu_{Epp}$, conforme visto no gráfico.

Para valores iguais e acima de 140 mg/dl Glicemia o Grau de Evidência serão considerados como sendo o máximo considerando o paciente em estado crítico.

A partir dessa análise podemos verificar que o valor da Evidência Real obtido através do Algoritmo de Probabilidade Pragmática passa a ser também um ponto de maturidade na decisão médica. A análise dos valores determinados da lógica paraconsistente acompanha o crescimento da glicemia.

7.5 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA A PARTIR DAS FREQÜÊNCIA E DESVIOS

Nesse modo, a partir dos valores estatísticos de freqüência serão extraídos os dados que, após receberem um tratamento lógico paraconsistente, resultarão em Graus de Evidência μ_{EF}. Para a demonstração desse método utilizaremos o gráfico que mostra as variações de freqüência e Glicemia no banco de dados Índias *Pima* (PEP[8] – ANEXO A).

O método de determinação de Grau Evidência utilizando valores estatísticos se refere no cálculo de variáveis de distribuição Normal com aplicações da LPA. Essa metodologia se destina em determinar o Grau de Evidência Favorável em DMG pela Glicemia.

[8] PEP = Prontuário Eletrônico do Paciente.

Para a extração do Grau de Evidência iremos a partir do resultado gráfico obtido fazer a caracterização das curvas com simetria em torno da Média.

Para abranger um intervalo que compreende praticamente 100 % de probabilidade sob a curva (BEIGUELMAN, 1994) vamos considerar como análise além da Média, o triplo do Desvio Padrão.

Podemos acompanhar essa simetria pelo gráfico da Gráfico 7.5.

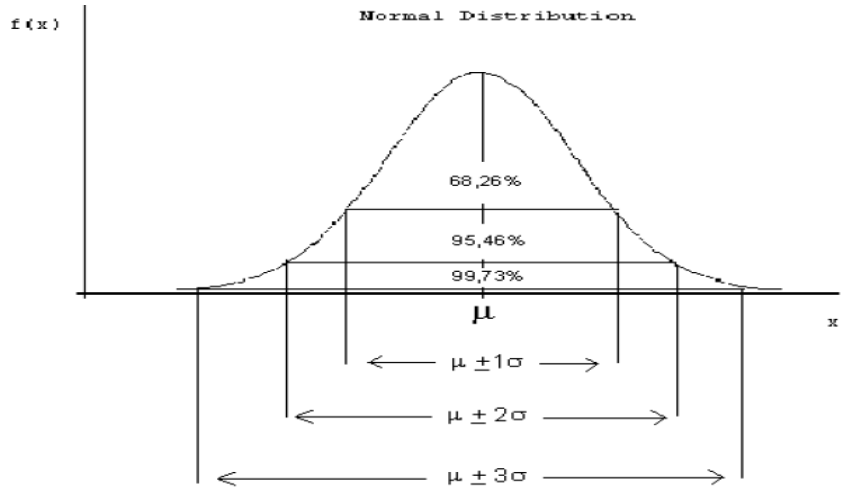


Gráfico 7.5 – Definição de valores de Desvio Padrão da Curva Normal ou de Gauss
Fonte: (BITTERNCOURT, 2006)

Sendo assim estaremos considerando (MASSAD et al., 2004):

[μ - 3 x desvios-padrões; μ + 3 x desvios-padrões]

Ou seja

[$\overline{X}$ - 3 x desvios-padrões(σ); $\overline{X}$ + 3 x desvios-padrões(σ)]

Para a curva normal , temos estatisticamente, a seguinte formulação da função:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\Pi}} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \; x \in \Re$$

$$(-\infty < \mu < +\infty; \; \sigma > 0)$$

Fonte das formulas: (BITTERNCOURT, 2006)

7.5.1 A TÉCNICA DE EXTRAÇÃO DOS GRAUS DE EVIDÊNCIA

Segundo Da Silva Filho et al. (2008), sistemas de apoio à tomada de decisão que tratam com o Conhecimento Incerto devem ser capazes de representar, manipular e comunicar dados considerados imperfeitos.

Sabemos que na estatística trabalhamos com dados incertos e portanto muitas vezes impreciso em diagnóstico médico podemos ter as seguintes considerações:

> "Um sistema de apoio à tomada de decisão deve ser robusto o suficiente e bem fundamentado para responder a critérios teóricos, portanto necessita estar subsidiado por uma teoria adequada de incerteza que viabilize, dentro de determinados limites, qualquer verificação, independentemente do domínio da aplicação" (DA SILVA FILHO et al., 2008).

O sistema deve ser capaz de apresentar boa computabilidade dos dados envolvidos. No tratamento de incertezas, os valores devem ser computacionalmente factíveis para o sistema criar regras de inferências e obter conclusões. No tratamento de dados com valores incertos, o sistema deve viabilizar a combinação de avaliações qualitativas com valores quantitativos de incerteza.

Veremos agora uma técnica de modelagem de sinais (dados) que irão representar as evidências sobre as grandezas a serem analisadas pela rede. A partir desses dados vamos usar uma modelagem que seja compatível com os gráficos das Normais, Gráfico 7.6. Escolhido o Histograma de valor 110 mg/dl por similaridade de representação. (APÊNDICE D).

Conforme verificamos para um Ponto de Corte de 110 mg/dl o banco Índias *Pima* gerou o Gráfico abaixo onde podemos obter a freqüência dos picos, bem como seus desvios.

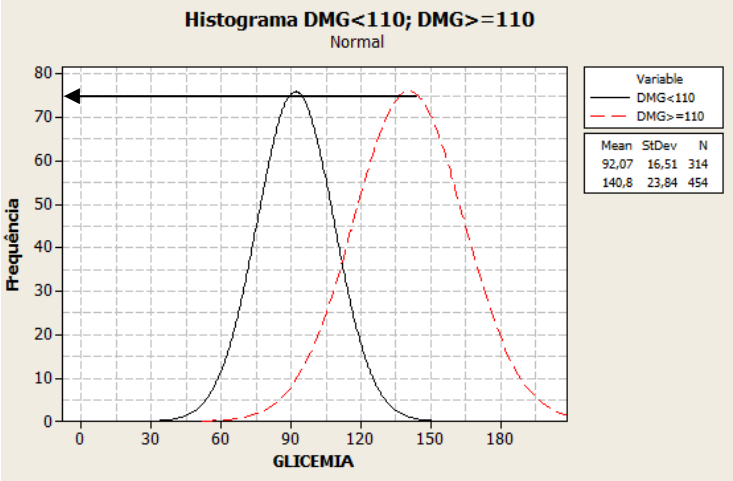


Gráfico 7.6 - Glicemia em 110 mg/dl (análise em andamento)
(MINITAB Versão 15, 2008)

Consideremos inicialmente a mesma proposição para a extração do Grau de Evidência: P " O Paciente está com diabetes"

Nesse gráfico podemos considerar a variação dos Graus de Evidência Favorável dado a variação da a freqüência na proposição analisada, conforme indica a figura a seguir:

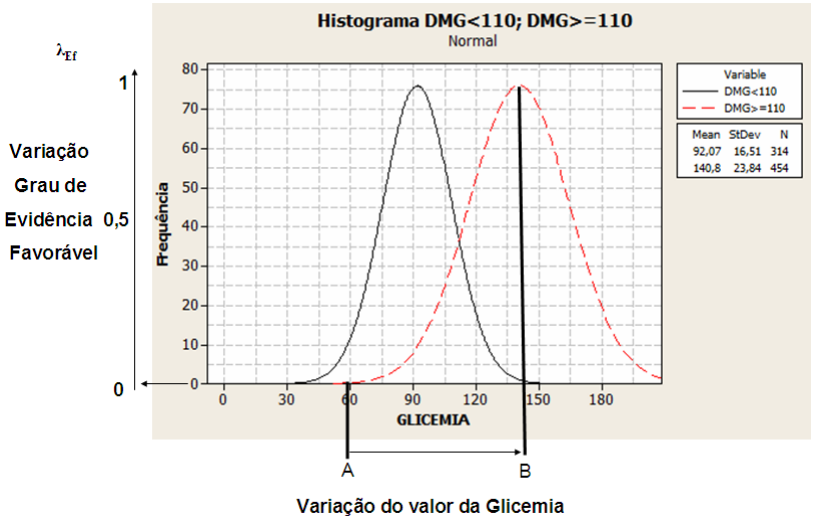


Gráfico 7.7 - Glicemia em 110 mg/dl (Análise A-B) Positivo
(MINITAB Versão 15, 2008)

Da mesma forma podemos considerar a variação dos Graus de Evidência Desfavorável a proposição analisada conforme indica a figura a seguir:

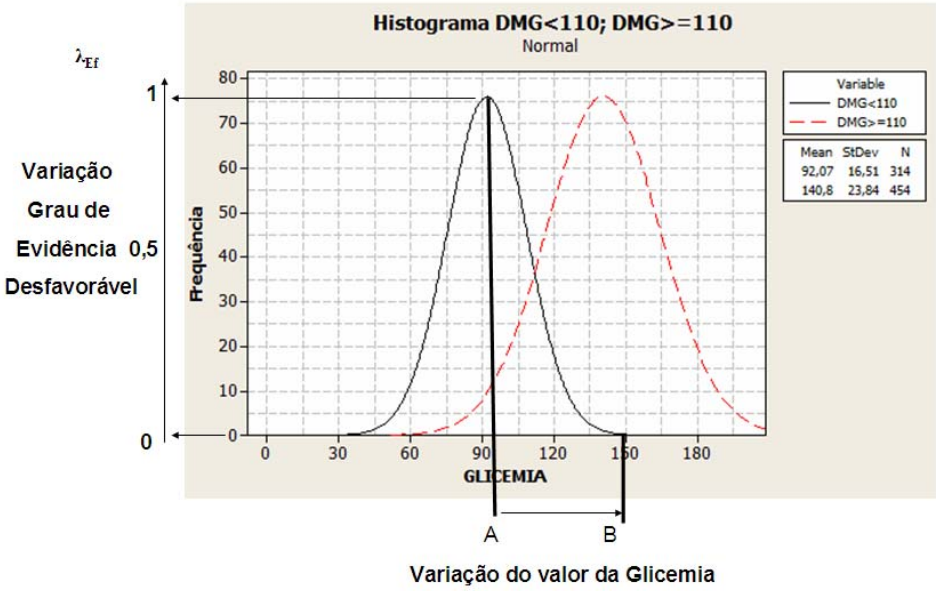


Gráfico 7.8 – Glicemia em 110 mg/dl (análise A-B) Negativo (MINITAB Versão 15, 2008)

Para na modelagem encontrar os valores dos Graus de Evidência intermediários, foi escolhida uma função ou semelhante, que se adéqua a variação do banco de dados *Pima Indians* . A função escolhida foi a de variação do tipo S, mostrada no Gráfico 7.9. A adequação foi feita do seguinte modo:

Considere um Universo de Discurso que vá do valor-limite inferior da medição de grandeza, simbolizado por a_1, até o valor do limite superior da medição da grandeza, simbolizado por a_2, com uma variação não-linear das medições da grandeza na forma de função S (DA SILVA FILHO et al., 2008).

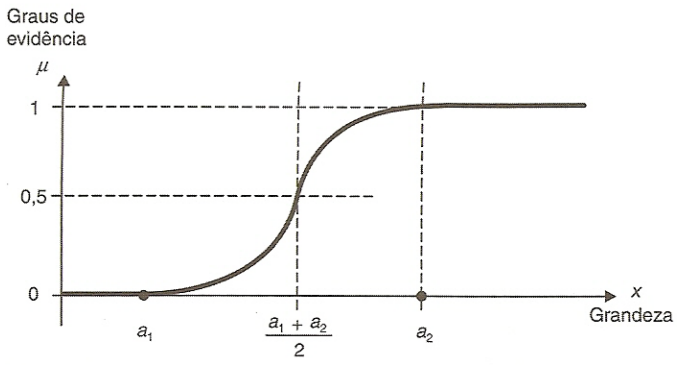


Gráfico 7.9 – Validação do Grau de Evidência com variação conforme a função S
Fonte: (DA SILVA FILHO et al. , 2008)
Para $\mu(x)$ teremos a seguinte tabela:

Tabela 7.1 - Formulário para o lado Positivo

$\mu_{(x)}$	**0**	**Se**	$x < a_1$
	$2\left(\frac{x-a_1}{a_2-a_1}\right)^2$	**Se**	$a_1 \leq x \leq \left[\frac{a_1+a_2}{2}\right]$
	$1-2\left(\frac{x-a_2}{a_2-a_1}\right)^2$	**Se**	$\left[\frac{a_1+a_2}{2}\right] < x \leq a_2$
	1	**Se**	$X > a_2$

Fonte: (DA SILVA FILHO et. al., 2008)

Da mesma forma que foi padronizado a função S, Gráficos 7.10, pode-se obter outra função diferente, que chamaremos de função Z, que é o complemento da função anterior.

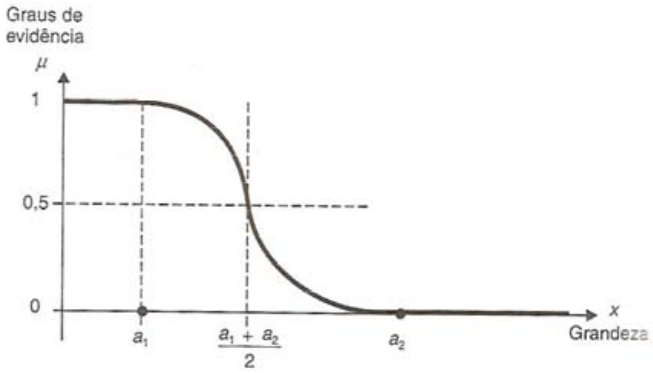


Gráfico 7.10 - Valoração do grau de Evidência com variação conforme a função Z
Fonte: (DA SILVA FILHO et al., 2008)

Podemos descrever suas equações da seguinte forma:

Tabela 7.2 - Formulário para o lado Negativo

$\mu_{(x)}$	**0**	**Se**	$x > a_2$
	$1-2\left(\frac{x-a_1}{a_2-a_1}\right)^2$	**Se**	$a_1 \leq x \leq \left[\frac{a_1+a_2}{2}\right]$
	$2\left(\frac{x-a_2}{a_2-a_1}\right)^2$	**Se**	$\left[\frac{a_1+a_2}{2}\right] \leq x \leq a_2$
	1	**Se**	$X < a_1$

Fonte: (DA SILVA FILHO et. al., 2008)

A extração do Graus de Evidência favorável μ_{Ef} e o Grau de Evidência Desfavorável λ_{Ef} permite que estes dois valores que estão no do intervalo [0,1] sejam analisados por um NAP- Nó de Análise Paraconsistente (visto em **4.6.1)**. Desse modo qualquer valor de Glicemia será transformado em um Grau de Evidência Favorável e um Grau de Evidência Desfavorável e, através do NAP, será obtido o Grau de Evidência Real. A figura a seguir mostra essa análise:

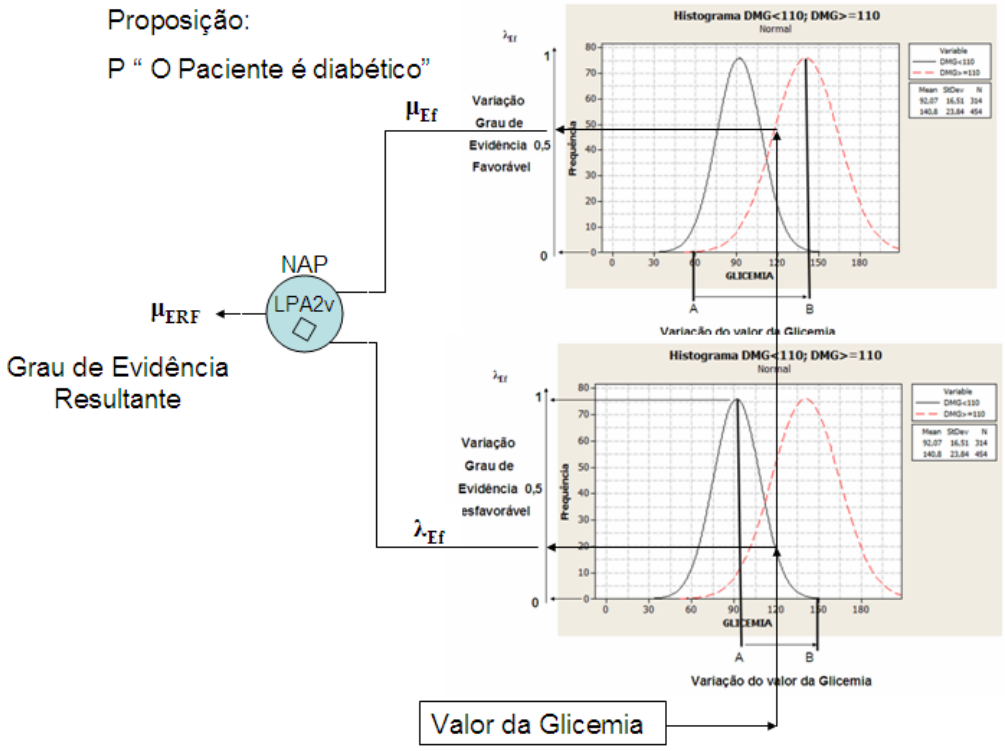


Gráfico 7.11 – Análise do Grau de Evidência Resultante (MINITAB Versão 15, 2008)

Um programa em linguagem C foi desenvolvido pelo autor para fazer esse tipo de extração de Grau de Evidência para apoio ao diagnóstico médico (APENDICE C).

A princípio, foram analisados os valores pré-definidos de Glicemia, para a construção do gráfico de Normais, conforme intervalo do banco de dados das Índias *Pima*, com PC 110 mg/dl.

Verifica-se que para essa metodologia de aplicação de cálculo de Evidência estaremos selecionando as áreas conforme mostrado nos Gráficos de 7.12 à 7.16 (Negativo e Positivo), a seguir.

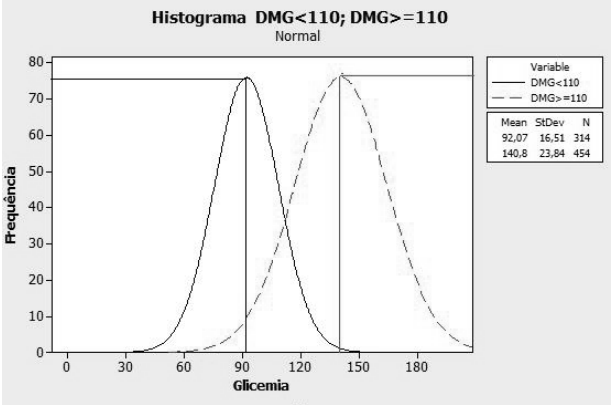


Gráfico 7.12 – Delineando as regiões e os picos para valor = 1 (MINITAB Versão 15, 2008)

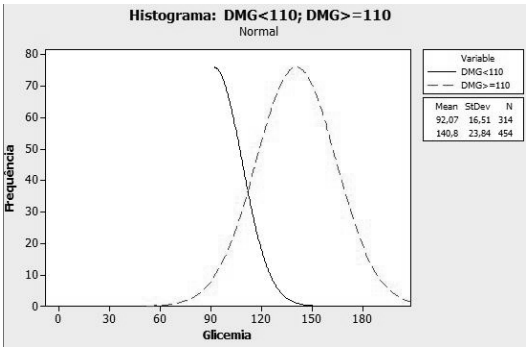


Gráfico 7.13 – Área suprimida não utilizada da curva Negativa (MINITAB Versão 15, 2008)

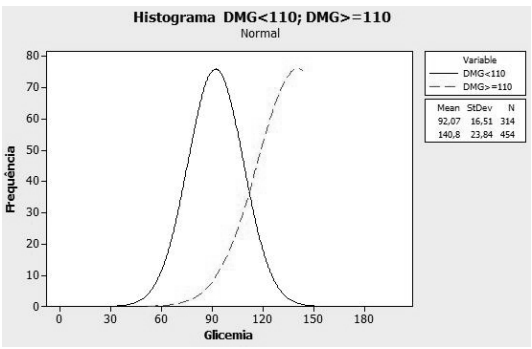


Gráfico 7.14 – Área suprimida não utilizada da curva Positiva. (MINITAB Versão 15, 2008)

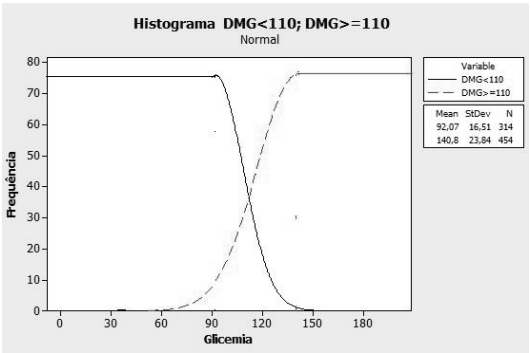


Gráfico 7.15 – Regiões delineadas como Negativa e Positiva (MINITAB Versão 15, 2008)

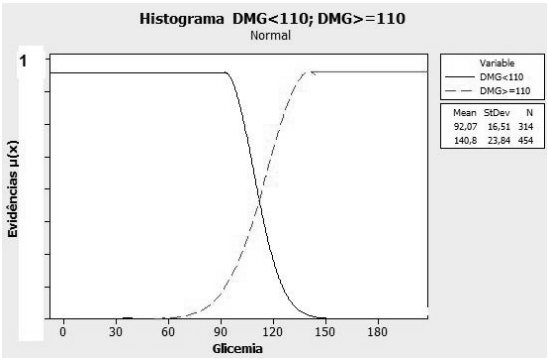


Gráfico 7.16 - Evidência vs Glicemia (MINITAB Versão 15, 2008)

Conforme APÊNDICE K, para 110 mg/dl termos a seguinte tabela:

Tabela 7.3 - Cálculo da Evidência

EXP_N	STATUS	GLICEMIA	X	S	MULHERES	μ	EVIDÊNCIA FAVORÁVEL	
1	NEGATIVO	90	75,84	19,09	104	0,878	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		128	27,53	664	0,577		μb
2	NEGATIVO	95	79,05	18,52	504	0,835	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		130,5	26,71	621	0,607		μb
3	NEGATIVO	100	84,7	16,83	197	0,816	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		133,4	25,87	571	0,630		μb
4	NEGATIVO	105	88,33	16,46	251	0,772	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		136,7	24,94	517	0,641		μb
5	NEGATIVO	110	92,07	16,51	314	0,738	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		140,8	23,84	454	0,629		μb
6	NEGATIVO	115	94,76	16,81	363	0,678	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		144,3	22,89	405	0,636		μb
'7	NEGATIVO	120	97,22	17,33	406	0,616		μa
	POSITIVO		147,7	22,01	360	0.648	POSITIVO	μb

Legenda - Tabela:

Exp_N: Número De Amostras

Status: Resultado: Negativo Ou Positivo tabela

Glicemia para DMG: Dados de Corte Em mg/dl

X: Valor Médio; **S**: Desvio Padrão; Mulheres: Quantidade

μ_a: Evidência Da Fonte A; $\boldsymbol{\mu_b}$: Evidência Da Fonte B

μ: Evidência Favorável; **λ**: Evidência Desfavorável

Pelos valores obtidos para análise de Glicemia = 90 mg/dl

Foi calculado:

$\mu_a = 0{,}878$ e $\mu_b = 0{,}577 \Rightarrow \mu_a < \mu_b$

Verificamos que enquanto o Grau de Evidência Favorável é Negativo, não prevalece a diabetes, quando se inverte para positiva, teremos o fator favorável a doença dados pelos valores encontrados.

7.6 MÉTODO DE EXTRAÇÃO DO GRAU DE EVIDÊNCIA A PARTIR DO VALOR PREDITIVO POSITIVO (VPP)

Esse método extrai o Grau de Evidência a partir de uma tabela 2x2 gerada pelo banco de dados e construída pelo método estatístico. Nessas tabelas são recolhidos os Valores Preditivo Positivo VPPs, os quais serão transformados em Graus de Evidência μ_{EVPP}.

7.6.1 Análise do Valor da Predição da População Índias Pima por Evidências

Segundo Soares e Siqueira (2002), a Sensibilidade e a Especificidade, embora sendo índices ilustrativos e bons sintetizadores das qualidades gerais de um teste, tem uma limitação séria: não ajudam a decisão da equipe médica que, recebendo um paciente com resultado positivo do teste, precisa avaliar se o paciente está ou não doente. Não se pode depender apenas da Sensibilidade e da Especificidade, pois estes índices são provenientes de uma situação em que há certeza total sobre o diagnóstico, o que não acontece no consultório médico. Passamos portanto a ter a necessidade de outros índices que refletem melhor a realidade prática.

Segundo esse critério será utilizado o índice denominado de valor da predição (preditivo) positiva (VPP) cujo método será descrito a seguir.

Conforme foi visto, o VPP é a probabilidade do paciente estar realmente doente quando o resultado do teste é positivo.

Este valor é a probabilidade condicional, tal que o evento condicionante é o resultado do teste, aquele que na prática acontece primeiro (COSTA NETO, 1983).

A maneira mais fácil de calcular o VPP é através das Figuras 7.1 e 7.2, sugeridas por Massad e Silveira (2003).

Neste estudo seguindo os critérios anteriores, para a extração do Grau de Evidência através do VPP utilizaremos também o ensaio no banco de dados *Pima Indians* onde se utilizou o Ponto de Corte de 110 mg/dl Glicemia.

Doença *vs* Evidência

Resultado do Exame	*Gold Standard* Doente	Não-doente	**Total**
Positivo	a *exame acertou*	b *falso-positivo*	$a + b$ *total de positivos*
Negativo	c *falso-negativo*	d *exame acertou*	$c + d$ *total de negativos*
Total	$a + c$ *total de doentes*	$b + d$ *total de não-doentes*	$a + b + c + d$ *população*

Figura 7.1 – Tabela de Contingência 2x2 para cálculos Preditivos
Fonte: (MASSAD E SILVEIRA, 2003)

Valor Preditivo Positivo

Probabilidade do indivíduo ser portador da doença, dado que o exame (teste) deu positivo.

Prevalência da doença — Sensibilidade do teste

$$VPP = p(d|+) = \frac{p(d \cap +)}{p(+)} = \frac{p(d).p(+|d)}{p(d)\,p(+|d) + p(\bar{d}).p(+|\bar{d})} = \frac{a}{a+b}$$

Prevalência de positivos

Figura 7.2 – Fórmula para cálculo de Valor Preditivo Positivo
Fonte: (MASSAD e SILVEIRA, 2003)

Verifica-se pelas equações e definição apresentada que o valor preditivo Positivo VPP em uma análise paraconsistente pode ser considerado como Grau de Evidência Favorável a Proposição analisada pela LPA2v:

P "O Paciente é diabético"

Na tabela 7.4 apresentada no (Apêndice G) podemos visualizar as colunas e linhas indicando 0s (positivo) e 1s (negativo), são informes de tabulações cruzadas que definem as tabelas 2x2 para cada caso.

Tabela 7.4 - Valor de Prevalência Para PC=110 mg/dl – (APÊNDICE G)

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	μer
	0 1	**104 0**	**467 197**	**90**	**1**	**0,33121**	**0,59115**	**0,66879**	**0,780**
2	0 1	147 0	424 197	95	1	0,468153	0,59115	0,53185	0,725
3	0 1	197 0	374 197	100	1	0,627389	0,59115	0,37261	0,655
4	0 1	251 0	320 197	105	1	0,799363	0,59115	0,20064	0,575
5	**0 1**	**314 0**	**257 197**	**110**	**1**	**1**	**0,59115**	**0**	**0,480**
6	0 1	373 0	198 197	115	0,870044	1	0,59115	0	0,510
7	0 1	419 0	152 197	120	0,768722	1	0,59115	0	0,531
8	0 1	471 0	100 197	125	0,654185	1	0,59115	0	0,553
9	0 1	510 0	61 197	130	0,568282	1	0,59115	0	0,568
10	0 1	538 0	33 197	135	0,506608	1	0,59115	0	0,578
11	**0 1**	**571 0**	**0 197**	**140**	**1**	**1**	**0,25651**	**0**	**0,480**
12	0 1	571 28	0 169	145	0,857868	1	0,25651	0	0,512
13	0 1	571 54	0 143	150	0,725888	1	0,25651	0	0,540
14	0 1	571 75	0 122	155	0,619289	1	0,25651	0	0,560
15	0 1	571 95	0 102	160	0,517766	1	0,25651	0	0,576
16	0 1	571 111	0 86	165	0,436548	1	0,25651	0	0,588
17	0 1	571 126	0 71	170	0,360406	1	0,25651	0	0,597
18	0 1	571 140	0 57	175	0,28934	1	0,25651	0	0,605
19	0 1	571 151	0 46	180	0,233503	1	0,25651	0	0,609
20	0 1	571 168	0 29	185	0,147208	1	0,25651	0	0,615
21	0 1	571 179	0 18	190	0,091371	1	0,25651	0	0,617
22	0 1	571 186	0 11	195	0,055838	1	0,25651	0	0,618
23	0 1	571 197	0 0	200	0	1	0,25651	0	0,361

Vamos considerar os seguintes cálculos se tratando de Valor Preditivo Positivo (VPP) da tabela recém comentada:

Exemplo para 90 mg/dl

Doentes confirmados =197 pacientes

Em um total de doentes de = 197+467 = 664 pacientes

Portanto: teremos um Grau de Evidência calculado como:

VPP = μer =197/664=0,2966867

Exemplo para 110 mg/dl

Doentes confirmados = 197 pacientes

Em um total de doentes de = 197+257 = 454 pacientes

Portanto: teremos um Grau de Evidência calculado como:

VPP = μer = 197/454 = 0,4339207

Exemplo para 140 mg/dl

Doentes confirmados = 190 pacientes

Em um total de doentes de =190+0 = 190 pacientes

Portanto: teremos um Grau de Evidência calculado como:

VPP = μer = 190/190 = 1,0

Para outros valores segue a tabela:

Tabela 7.5 - Ponto de Corte 110 mg/dl

GLICEMIA	VALOR PREDITIVO POSITIVO (VPP)
90	0,296687
95	0,31723
100	0,345009
105	0,381044
110	0,433921
115	0,498734
120	0,56447
125	0,6633
130	0,763566
135	0,856522
140	1
145	1
150	1
155	1
160	1
165	1
170	1
175	1
180	1
185	1
190	1
195	1
200	1

Um ensaio com os valores preditivos positivos encontrados no banco de dados Índias *Pima*, onde se utilizou o Ponto de Corte de 110 mg/dl de Glicemia, verifica-se que ocorre um aumento de VPP em relação ao aumento do valor de Glicemia, conforme esperado para o Grau de Evidência na análise da LPA2v.

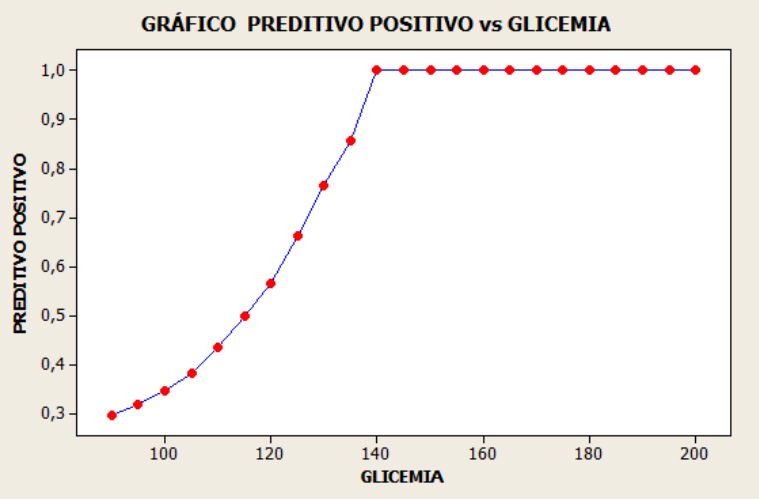


Gráfico 7.17 - Valores de Prevalência Positiva vs Glicemia

Como o Universo de Discurso, isto é, o intervalo de interesse para o estudo onde é utilizada a técnica de tabela 2x2 com tabulação cruzada, vai dos pontos de corte de mais ou menos 90 até 140 mg/dl, uma forma de representar essa extração de Grau de Evidencia é fazer os cálculos exemplificados acima de 90 até 140 (tabela 7.5). Com isso resultou no Gráfico 7.17, onde o VPP na forma de Grau de Evidência significa na LPA2v o Grau de Evidência do paciente pertencer ao Grupo de Risco Diabetes Mellitus quando o seu exame referente a Glicemia varia entre 90 a 140 mg/dl.

Essa constatação é mostrada claramente nesse estudo feito com o Banco de dados Índias *PIMA* com Ponto de Corte 110 mg/dl.

7.7 TRATAMENTO PARACONSISTENTE DOS GRAUS DE EVIDÊNCIAS

Apresentamos algumas sugestões para o tratamento final nos Graus de Evidência obtidos pelos três métodos estudados.

Os Graus de Evidência extraídos dos banco de dados através dos três métodos poderão ser analisados através de uma rede de Análises Paraconsistentes compostas de NAPs. O Algoritmo da Lógica Paraconsistente NAPs foram descritos no capítulo 4 no item 4.6.1 e podem ser utilizados em várias configurações.

Recebendo os valores dos Graus de Evidência que foram extraídos do banco de dados Índias *Pima,* os NAPs configurados em Redes fazem a análise paraconsistente e vão extraindo as contradições e finalmente apresentará na saída da Rede um único valor representante dos graus aplicados nas entradas.

Mostraremos a seguir a representação de uma configuração simples como sugestão para o tratamento paraconsistente desses sinais extraídos do banco de dados Índias *Pima* estudado.

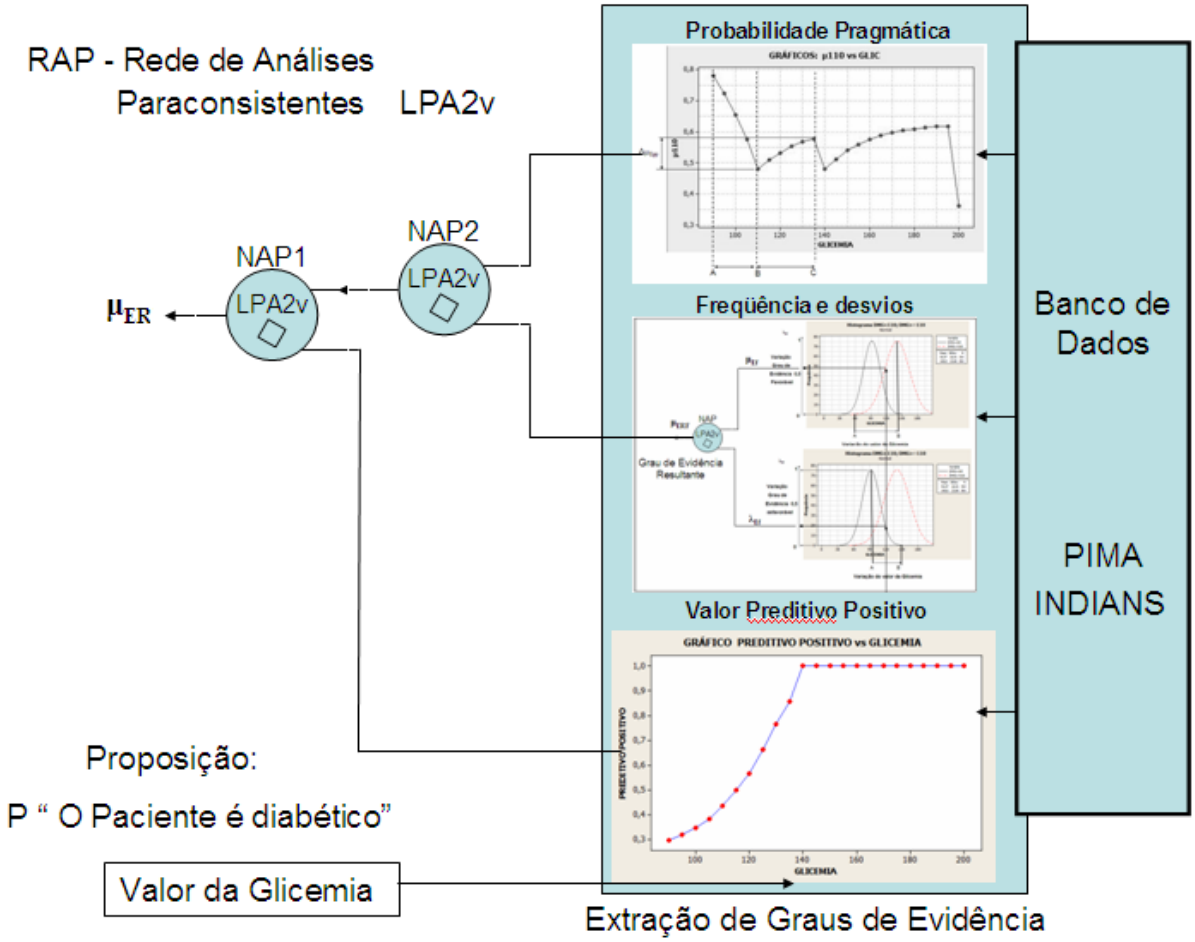


Figura 7.3 – Rede de Análises Paraconsistentes

8 CONCLUSÃO

8.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Neste trabalho procuramos apresentar métodos para analisar conceitos teóricos da Lógica e construir o elo com o trabalho científico de investigação, objetivando aplicação da Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores (LPA2v) em aplicações inovadoras na área da Saúde como a Probabilidade Pragmática, técnicas de Modelagens dos Sinais Lógicos Paraconsistentes e Aplicações de Valores de Prevalência Positiva. Essas técnicas inseridas em ferramentas computacionais agregam valores formativos altamente positivo e seguro quanto a tomada de decisão.

A explosão de novos e dispendiosos testes diagnósticos exige dos profissionais de saúde que, além do bom senso, aprendam e utilizem de forma eficiente a estratégia dos fatores conhecidos como prevalência, sensibilidade, especificidade, valores preditivos e razões de probabilidades, pois são instrumentos úteis na avaliação das dezenas de testes diagnósticos que aparecem diariamente nas revistas e consultórios médicos.

Ao clínico compete decidir se vale pena usá-los ou não. Nessa análise, os benefícios clínicos devem ser cortejados com os riscos médicos, o ônus econômico e as vantagens e desvantagens em relação aos outros exames. Embora não seja uma tarefa fácil, é dever do médico conhecer as técnicas de validação e interpretação dos testes diagnósticos para decidir em bases científicas sua real utilidade.

As técnicas apresentadas nessa dissertação que utilizam conceitos e fundamentos da Lógica Paraconsistência Anotada mostram resultados significativos e oferecerão possivelmente boas ferramentas computacionais para o melhor desempenho como sistemas de apoio à decisão médica, auxiliando assim os profissionais da saúde.

8.2 DESCRITIVOS DECORRENTES DAS ANÁLISES

Nos capítulos iniciais houve a preocupação de embasar as técnicas utilizadas nos capítulos posteriores e explicações de algumas tendências no desenvolvimento do trabalho.

No capítulo 5, o uso da Probabilidade Pragmática (PP) na Lógica Paraconsistente Anotada, faz um trabalho melhorando a Teoria de Bayes, inferências indutivas e comparações quantitativas. Além dessas semelhanças, essa interpretação subjetiva fornece um método para que as crenças de um sujeito sejam atualizadas frente a novas evidências, fortalecendo a teoria e obviamente as respostas confirmadas. A utilização da prevalência, sensibilidade (graus de crença) e especificidade (graus de descrença), atuam diretamente, no teste diagnóstico e da população. É visto que na aplicação da teoria da PP, esses fatores passam a ter valores mais apurados cobertos pelas teorias LPA e da quase-Verdade.

1. Verificamos que para a faixa entre 110 e 140 mg/dl Glicemia (B até C) que é o Universo de Discurso, a variação do Grau de Evidência, um aumento da Glicemia resulta em um aumento do Grau de Evidência. A partir dessa análise podemos verificar que o valor do Grau de Evidência Real obtido através do Algoritmo de Probabilidade Pragmática passa a ser também um ponto de maturidade na decisão médica. Aproximando de valores consistentes podendo assim tornar as respostas mais concretas;

2. Neste método experimental podemos presenciar a mudança de decisão médica na resposta, seja ela positiva ou negativa, valores que definem se o paciente é diabético ou não a partir dos resultados obtidos através dos cálculos da modelagem;

3. No terceiro caso, o Universo de Discurso está entre 110 e 140 mg/dl,. Para o estudo é utilizada a técnica de tabela 2x2 com tabulação cruzada como uma forma de estimar o Grau de Evidencia que significa que o paciente pertence ao Grupo de Risco Diabetes Mellitus. Essa constatação é clara

para o estudo feito com o VPP do banco de dados Índias *PIMA* com Ponto de Corte 110 mg/dl.

8.3 EXPECTATIVAS FUTURAS

As técnicas demonstradas aqui permitem que sejam construídas diferentes configurações de Redes de Análises Paraconsistentes para apoio a decisão médica. Diferentes configurações de NAPs poderão aumentar ou diminuir a sensibilidade da análise dos sinais de evidência extraídos de banco de dados ou por meio de medições diretas.

As técnicas de aplicação do ParaBayes (de novo: definir uma forma única) encontrada no capítulo 6 poderão ser aplicadas futuramente. Poderão ser utilizadas as inversões dos eixos que determinarão as áreas AUC na curva ROC. Tomando-se a área AAC (Área Acima (*above*) da Curva) como a AUC (Área Abaixo (*under*) da Curva), e invertendo-as, as considerações feitas através das áreas pré-definidas aplicadas no reticulado da LPA2v poderão ser aplicadas como análise. Pode-se, assim, fazer um controle de diagnóstico dadas as transformações especificadas das 12 áreas pré-definidas.

Partindo desse principio temos a idéia do ParaBayes como uma ferramenta a ser desenvolvida futuramente envolvendo naturalmente outros NAPs e capacita a ser aplicada em Modelagens dos Sinais (dados) para a área da saúde.

8.4 COMENTÁRIOS FINAIS

Verificaram-se nesse estudo importantes procedimentos que permitem demonstrar a viabilidade de ligar as técnicas probabilísticas a métodos de tratamento de incertezas através da Lógica Paraconsistente. Verificou-se que através dos procedimentos estatísticos e os fundamentos da LPA2v pode-se descrever a situação em que o teste produz uma resposta que não é descrita simplesmente como “positivo” ou “negativo”, mas por um resultado capaz de ser expresso por uma variável categórica ordinal ou por uma variável contínua que pode ser considerada como grau de evidência.

Entre várias considerações na área clinica, essas técnicas permitem confirmar variações de diagnósticos como os que ocorrem em casos onde os valores da *Glicemia* em cada estado de análise, jejum e valores específicos escolhidos por pesquisadores da saúde, variam conforme a população e a época, segundo *Diabetes News (2004).* Essas considerações encontradas nos resultados confirmam o objetivo principal dessa dissertação que é, além de fornecer mais uma metodologia e ferramenta de análise na área da saúde, de Apoio a Decisão Médica, demonstrar que a Probabilidade Pragmática e as outras técnicas aplicadas através da Lógica Paraconsistente oferecem uma resposta altamente positiva e segura para apoio a decisão médica.

As Lógicas Paraconsistentes, por sua importância para resolver problemas cruciais em Inteligência Artificial relacionados ao tratamento do conhecimento incerto e/ou inconsistente, vêm ocupando o seu espaço como um relevante tema de investigação em importantes instituições de pesquisas de âmbito mundial. Os resultados dos estudos apresentados neste trabalho nos dão subsídios suficientes para crer que os métodos de aplicação das Lógicas Paraconsistentes aqui expostos sejam uma boa alternativa para dar tratamento adequado a estas situações.

Este trabalho é uma contribuição para o avanço destas pesquisas, portanto, esperamos que os resultados e as conclusões aqui apresentadas possam servir de base para novos e promissores estudos na área da saúde.

REFERÊNCIAS

ABE, J. M. Fundamentos da Lógica Anotada.1992. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, FFLCH/USP - São Paulo, 1992.

ABE, J. M. Paraconsistent Artificial Neural Networks: An Introduction, Lecture Notes In Artificial Intelligence. 3214, Springer, Eds. J.G. Carbonell & J. Siekmann, ISSN 0302-9743, ISBN 3-540-23206-0, pp. 942-948, 2004.

BEIGUELMAN, B. Curso prático de Bioestatística. 3.a Ed. Ver. , Ribeirão Preto, Editora Revista Brasileira de Genética, 1994.

BITTENCOURT, H. R. Estatística Aplicada a Psicologia. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. Faculdade de Matemática. Departamento de Estatística. Apostila online em pdf, 2006.

BRAGA, A. C. S. Curvas ROC: Aspectos Funcionais e Aplicações. 2000. Tese de Doutorado. Universidade do Minho. Portugal, 2000.

CARVALHO, A. C. Professor Integral de Cardiologia DA UNIFESP. Escola Paulista de Medicina. Disponível em: <http://www.unifesp.br/dmed/cardio/ch/utiliza.htm>. Acesso em: 28. Jan. 2008.

CASTRO DA SILVA, F.”Análise ROC”. felipe@dpi.inpe.br. São José dos Campos, 6 de Dezembro de 2006.

CATARINA, A. S. Um Algoritmo Genético Com Representação Explícita de Relacionamentos Espaciais Para Modelagem Sócio-Ambiental. Tese de Doutorado. Computação Aplicada. INPE. São José dos Campos, 2006.

CLARK, O. A. C. Disponível em: <http://www.evidencias.com/mbe/index.htm>. 2000/2003. Acesso em: 02,Jan,2008.

CORREIA SILVA, A. Algoritmos para Diagnóstico Assistido de Nódulos Pulmonares Solitários em Imagens de Tomografia Computadorizada. 2004. Tese de Doutorado. PUC, Departamento de Informática, Rio de Janeiro, 2004.

COSTA NETO, P. L. de O. “Estatística”. São Paulo, Editora Edgard Blucher Ltda. 1977. 3.ª reimpressão, 1983.

DA SILVA FILHO, J. I. Métodos de Aplicações da Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e Implementação de Circuitos Eletrônicos. 1999. Tese de Doutorado. EPUSP, São Paulo, 1999.

DA SILVA FILHO, J. I. & ABE, J. M. "Introdução à Lógica Paraconsistente Anotada" - Editora Emmy – 1.ª Edição, 2000.

DA SILVA FILHO, J. I. & ABE, J. M. "Fundamentos das Redes Neurais Paraconsistentes". Destacando Aplicações em Neurocomputação. Editora Arte & Ciência, ISBN 85-7473-045-9, 247 pp., 2001.

DA SILVA FILHO, J. I. "Lógica Paraconsistente e Probabilidade Pragmática no Tratamento de Incertezas" . Revista Seleção Documental n. 9, - p 16-27 ano 3 - ISSN 1809-0648, Jan/Fev/Mar, 2008.

DA COSTA, N. C. A. & ABE, J. M. & SUBRAHMANIAN, V.S. **"**Remarks on Annotated Logic**"** Zeitschrift fur Mathematische Logik und Grundlagen der Mathematik, Vol.37, pp.561-570,1991.

DA COSTA, N. C. A. O Conhecimento Científico. Discurso Editoral - São Paulo,1997.

DA COSTA, N. C. A. Lógica Indutiva e Probabilidade. Editora HUCITEC. 3.ª edição. São Paulo, 2008.

DIABETES NEWS. REVISTA. SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES (SBD) .VOLUME 1. NÚMERO 2. EDITORA: DIGRAPHIC. Ago, 2004.

DORFMAN, D.D. & ALF, E. J. "Maximum - Likelihood Estimation of Parameters of Signal - Detection of Confidence Intervals - Ratng-Method Data.," *Journal of Mathematical Psychology*, *6* :487 – 496. 1969.

ECHEVERRIA FLORES, R. "A Medicina Baseada em Evidências e o Diagnóstico Laboratorial". Dissertação. NewsLab - edição 73 – 2005. Professor de Imunologia Clínica URI, Erechim – RS. Coordenador do Curso de Farmácia UnC, , Clínica Médica, PUCRS, Concórdia (SC), 2005.

FREIRE, S. M. "Conceitos Básicos de Epidemiologia". Disciplina Informática Médica. UERJ, 2003.

GREEN, D. M. & SWETS, J. A.. *Signal Detection Theory and Psychophysics*. New York: Robert E. Krieger Publishing Company, 1973.

HANLEY, J. A. & MCNEIL, B. J.. "The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve," *Radiology*, *143* :29–36 .1982.

HANLEY, J. A. & MCNEIL, B. J. "A Method of Comparing the Areas under Receiver Operating Characteristic Curves," *Radiology*, *148* :839–843. 1983.

HECHT-NIELSEN, R. Neurocomputing. New York, Addison Wesley Pub. Co.,1990.

HIFUME, C. "Uma Teoria da Verdade Pragmática: A Quase-Verdade de Newton C. A. Da Costa. Dissertação de Mestrado. Departamento de Filosofia do Instituto de Filosofia e Ciências Humanas da Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Campinas, 2003.

IVERSON, G. J. & SHEU, C. F. Characterizing Random Variables in the Context of Signal Theory, *Mathematical Social Sciences*, *23* :151– 174.1992.

KRAMER, R. A. "Decision analysis as a tool in Integrated Environmental Management. In Integrated Environmental Management". J. Cairns Jr and T. V. Crawford (Editors). p.53- 61. Lewis Publisher, USA. 214, 1991.

KIRKHAM, R. L. "*Theories of Truth: A Critical Introduction"*, MIT Press, Cambridge, MA, 1992.

LIMA, A. L. S. Quase-Verdade, Probabilidade Pragmática e Indução . 2006. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Filosofia da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, 2006.

LYNCH, M. P. The nature of truth: classic and contemporary perspectives. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press. (ed.), 2001.

MASSAD & SILVEIRA. Disciplina de Métodos Quantitativos em Medicina, mpt-164 / edição 2003. Teorema de Bayes em Medicina. Massad E, Silveira PSP, eds. Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo. Disponível em: <http://dim.fm.usp.br/bayes/index.php>. Acesso em: 07.Set.2007.

MARQUES, R.L.; DUTRA,I. Redes *Bayesianas*: o que são, para que servem, algoritmos e exemplos de aplicações. COPPE Sistemas – UFRJ

MASSAD, E.; DE MENEZES, R. X.;.SILVEIRA, P. S. P.; ORTEGA, N. R. S."Métodos Quantitativos em Medicina", Editora Manole Ltda. - 1.ª Edição, 2004.

MINITAB INC. LEAD TECHNOLOGIES, INC. SOFTWARE. VERSÃO 15.1.30.0, 2007.

PEIRCE, C. S. "Collected papers of Charles Sanders Peirce". v. 1-6. Charles Hartshorne & Paul Weiss (eds.). Cambridge, MA.: The Belknap Press of Harvard University. ([1934], 1976.

POLLACK, I. & HSIEH, R. Sampling Variability of the Area Under ROC Curve and of *Psychological Bulletin*, *71* (3):161–173. 1969.

SUBRAHMANIAN, V.S. On the Semantics of Quantitative Lógic Programs. *Proc. 4 th. IEEE Symposium on Logic Programming, Computer Society press,* Washington D.C, 1987.

SWETS, J. A. & PICKETT, R.M. "*Evaluation of Diagnostic Systems: Methods from Signal Detection Theory"*. London: Academic Press, 1982.

SIGILLITO, V. "Pima Indians Diabetes Database", fornecida pela John Hopkins University, 1990. Propriedade do National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases. Doado por Vincent Sigillito (vgs@aplcen.apl.jhu.edu), Research Center, RMI Group Leader, Applied Physics Laboratory, The Johns Hopkins University - em maio/1990. Disponível em: <http://www.teco.uni-karlsruhe.de/~albrecht/neuro/src/testdata/diab/diab.txt>. . Acesso em: 13. Jan. 2005.

SOARES & SIQUEIRA; Introdução a Estatística Médica.2.ª edição. Belo Horizonte. Editora COOPMED,2002.

Tarski, A.:1933, The concept of truth in the language of deductive science, English translation in Tarski, 1983.

BIBLIOGRAFIA

CAMPUS, M. A.; FAGUNDES, A.; SELIGMAN, L. C. “Manejo e Diagnóstico do Diabetes Mellitus Gestacional”. Artigo. Mom. & Perspec. Saúde - Porto Alegre Revista Técnico-Científica do Grupo Hospitalar Conceição - ISSN 0102-9398
V. 15 - nº 2 - jul/dez. 2002.

CHARNIAK, E. “Bayesians Networks without Tears”. *IA Magazine*, 1991.

DELAMARO, M. E. ; NUNES, F. L. S.; ANDRADE, M. S. S. ”Avaliação de Sistemas de Auxílio ao Diagnóstico: Utilização de Medidas de Cobertura de Código para Aperfeiçoar a Geração de Curvas ROC” - VI Workshop de Informática Médica - WIM2006. UNIVEM - Centro Universitário Eurípides de Marília (SP), 2006.

DE OLIVEIRA, J. E. P.; MILECH, A. “Diabetes Mellitus. Clínica, Diagnóstico, Tratamento Multidisciplinar”. São Paulo. Editora Atheneu, 2004.

DE SOUZA, C.; MENEZES, F.; DE SOUZA, B. C.; DA SILVA, S. “Elementos da Pesquisa Científica em Medicina”. IATOS. Estatística e Metodologia Científica Para Profissionais de Saúde. Recife, Editora Universitária da UFPE, 2002.

DORFMAN, D. D., BEAVERS L. L. & SASLOW, C. “Estimation of Signal Detection Theory Parameters from Rating-Method Data: A Comparison of the Method of Scoring and Direct Search,” *Bull. Psychon. Soc.*, *1* (3):207–208. 1973.

FOLLY, C. S. Faculdade De Medicina. Departamento De Ginecologia & Obstetrícia. Programa De Pós-Graduação – Saúde Da Mulher. Projeto de Dissertação de Mestrado. “Importância Da Glicemia Capilar. Após Teste de Sobrecarga com 50g de Glicose Na Avaliação Da Macrossomia Fetal”. Belo Horizonte-MG, 2006.

LUCENA, C. E. M. Índice De Avaliação Ecográfica No Estudo Dos Nódulos Sólidos Mamários – Uma Nova Proposta De Classificação. 2006. Tese de Doutorado. Faculdade De Medicina. Universidade Federal De Minas Gerais. Pró-Reitoria De Pós-Graduação, Belo Horizonte, 2006.

MARTINEZ, E. Z.; NETO, F. L.; PEREIRA, B. B. A Curva ROC Para Testes Diagnósticos. Cadernos Saúde Coletiva, Rio de Janeiro, 31.Set.2003.

MARINI, A. et al. Sensibilidade, especificidade e valor preditivo da queixa auditiva. Curso de Fonoaudiologia. Universidade Luterana do Brasil. Canoas, RS, Brasil.

Programa de Pós-Graduação em Saúde Coletiva. Universidade Luterana do Brasil. Canoas, RS, Brasil. Saúde Pública, 2005.

Sociedade Brasileira de Diabetes. Atualização Brasileira Sobre Diabetes. Versão Atualizada. Rio de Janeiro. Editora DIAGRAPHIC, 2006.

PETRIE, A. V. C. S. Tradução Claudio Fava Chagas. Estatística Médica. São Paulo. Editora ROCA Ltda., 2007.

REICHELD et al., A. J. Recomendações da 3.a Reunião do Grupo de Trabalho em Diabetes e Gravidez. Arq. Brasileira Endocrinol Metab vol 46 n.o 5, Outubro de 2002.

SOUZA, P. R. S. S. "Ferramentas Especialistas de EAD para apoio a Decisão Médica & Aprendizado". In:12.º CIED – Congresso Internacional de Educação a Distância, Florianópolis, S. C., Brasil, Setembro, 2005. Disponível em: <http://www.abed.org.br/congresso2005/>. Acesso em: 07.fev.2009.

SOUZA, P. R. S. S. "Expert System Internet Based As Aid For Diagnosis, Prognostics And Treatment of Diabetis Mellitus 1 & 2 Though The Use of Artificial Neural Nets". In: 22.º ICDE World Conference on Distance Education. Rio de Janeiro, R.J., Brasil, Setembro, 2006. Disponível em: <http://www.icde22.org.br/english/>. Acesso em: 07.fev.2009.

SOUZA, P. R. S. S. "Uma Análise em Possíveis Casos de Diabetes Mellitus em Gestantes Utilizando a Lógica Paraconsistente Anotada por Internet". Artigo. In: Internacional Conference On Interactive Computer Aided Blended Learning – Icbl2007. Florianópolis (Cefet/Sc), S.C., Brasil, Maio, 2007. Disponível em: <http://www.ewh.ieee.org/soc/es/bulletins/2007-icbl-report.pdf>. Acesso em: 07.fev.2009.

SOUZA, P. R. S. S. "Uma Análise em Possíveis Casos de Patologias Médicas utilizando a Curva ROC Em Lógica Paraconsistente Anotada para Apoio a Decisão Médica em Busca de Melhor Precisão de Resposta na Web". In: 14.º Congresso Internacional ABED de Educação a Distância. Santos, S.P., Brasil, Setembro, 2008. Disponível em: <http://www.abed.org.br/congresso2008/trabalhos.asp>. Acesso em: 07.fev.2009.

APÊNDICE A

ALGORITMO DE BAYES

ALGORÍTMO QUE FORNECE O RESULTADO DO CÁLCULO DO VALOR DA PREVALÊNCIA, SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE E FALSO-POSITIVO (1-ESPECIFICIDADE). ARQUIVO: BAYES.C

```
#include "stdio.h"
#include "conio.h"
#include "math.h"
float
a[100],b[100],c[100],d[100],sens[100],esp[100],pred[100],tot,fp[100];
int i,quant;
FILE *ARQ;
main()
{
clrscr();
printf("Matriz 2x2 - contingencia por MINITAB\n");
printf("Informe a quantidade de matrizes = ");
scanf("%d",&quant);
for(i=1;i<=quant;i++)
{
printf("digite a[%d]-00: ",i);
scanf("%f",&a[i]);
printf("digite b[%d]-01: ",i);
scanf("%f",&b[i]);
printf("digite c[%d]-10: ",i);
scanf("%f",&c[i]);
printf("digite d[%d]-11: ",i);
scanf("%f",&d[i]);
}
conta();
printf("\n\n\nconta feita e armazenada!");
getch();
}
conta(){
for(i=1;i<=quant;i++)
{
esp[i]=a[i]/(a[i]+b[i]);
sens[i]=d[i]/(c[i]+d[i]);
pred[i]=(c[i]+d[i])/(a[i]+b[i]+c[i]+d[i]);
fp[i]=1-esp[i];
}
ARQ=fopen("bayes.txt","w");
for(i=1;i<=quant;i++)
{fprintf(ARQ,"%f%f%f%f\n",sens[i],esp[i],pred[i],fp[i]);
printf("\n\nsens=%f, esp=%f, pred=%f, fp=%f",sens[i],esp[i],pred[i],fp[i]);
}fclose(ARQ);
}
```

(Algoritmo, Adaptação e Codificação, 2008)

APÊNDICE B

ALGORITMO DE PROBABILIDADE PRAGMÁTICA EM LPA

Algoritmo Pragmático na Linguagem C que fornece o cálculo do valor do Grau Evidência Resultante Real final como resultado da Análise.

```
#include "conio.h"
#include "stdio.h"
#include "math.h"
#include "stdlib.h"
void calcula();
float Palfa;
int qpontos,i;
FILE *ARQ;
float Palfa,Pbetalfa[100],Gcalfa,lambdalfa;
float
mibetalfa,Pbetanalfa[100],mibetanalfa,lambdab
etanalfa,Gcbetalfa,Gctbetalfa,D,Gcbetalfar;
float miebetalfar,Gcr,Gctr,mier[100],Gcer;
main(){
char n;
double auxiliar[10];

clrscr();
printf("\nDigite o valor <=1 de
Palfa(Prevalencia)= ");
scanf("%f",&Palfa);
printf("\nEscolha 1 para entrada de dados via
teclado: ");
printf("\nOu qq outra tecla para sair!");
printf("\n\n\nDigite--> ");
n=getche();
switch(n) {
case '1':printf("\nDigite a Quantidade de
Pontos a ser calculado: ");
        scanf("%d",&qpontos);
        for(i=1;i<=qpontos;i++)
        {
        printf("\nDigite o valor <=1 de
Pbetalfa(Sensibilidade)[%d]: ",i);
        scanf("%f",&Pbetalfa[i]);
        printf("\nDigite o valor <=1 de
Pbetanalfa(Especificidade)[%d]: ",i);
        scanf("%f",&Pbetanalfa[i]);
        }
        calcula();
        break;
default:
        exit(-1);
}
getch();
}

void calcula()
{

Gcalfa=Palfa;
lambdalfa=(1-Gcalfa)/2;

ARQ=fopen("pragmat7.txt","w");

for(i=1;i<=qpontos;i++)
{
mibetalfa=Pbetalfa[i];
lambdabetanalfa=Pbetanalfa[i];
Gcbetalfa=mibetalfa-lambdabetanalfa;
Gctbetalfa=(mibetalfa+lambdabetanalfa)-1;

if(Gcbetalfa>=0)
D=sqrt(pow(1-Gcbetalfa,2)+pow(Gctbetalfa,2));
else
D=sqrt(pow(1+abs(Gcbetalfa),2)+pow(Gctbetal
fa,2));

Gcbetalfar = 1 - D;
miebetalfar = (1+Gcbetalfar)/2;
Gcr = miebetalfar - lambdalfa;
Gctr = (miebetalfar + lambdalfa) - 1;

if(Gcr>=0)
D = sqrt(pow(1-Gcr,2) + pow(Gctr,2));
else
D = sqrt(pow(1+abs(Gcr),2) + pow(Gctr,2));

Gcer = 1 - D;
mier[i] = (1+Gcer)/2;

printf("\nValor de P(alfa/Beta) calculado =
mier[%d] = %.3f",i,mier[i]);
fprintf(ARQ,"%.3f\n",mier[i]);
}
fclose(ARQ);
}
```

Algoritmo: Fonte: (Da Silva Filho, 2008)

(Adaptação e Codificação, 2008)

APÊNDICE C

ALGORITMO DO NAP USANDO GLICEMIA, VALOR MÉDIO E DESVIO PADRÃO

Algoritmo NAP na Linguagem C que fornece o cálculo do valor do Grau Evidência Favorável e Desfavorável como resultado da Análise (positivo e negativo).
ALGORÍTMO PARA CÁLCULO DO GRAU DE EVIDÊNCIA - $\mu_{(x)}$

```
#include "stdio.h"
#include "conio.h"
#include "math.h"
float x,a1,a2,mix[100],guarda();
int n,i;
FILE *ARQ;
void main(void)
{
clrscr();
linha();
printf("Digite a quantidade de Pontos de Corte
para Calcular...: ");
scanf("%d",&n);
linha();
for(i=1;i<=n;i++)
{
/*lado direito-negativo-sadio*/
printf("Digite a Glicemia de Corte (mg/ml)
(negativo)...: ");
scanf("%f",&x);
linha();
printf("Digite o valor medio (a1) - [%d]: ",i);
scanf("%f",&a1);
linha();
printf("Digite o valor do desvio padrao (a2) -
[%d]: ",i);
scanf("%f",&a2);
linha();
a2=a1+3*a2;
if(x>a2)
mix[i]=0;
else
if(a1<=x && x<=((a1+a2)/2))
mix[i]=1-2*(pow((x-a1)/(a2-a1),2));
else
if(((a1+a2)/2)<=x && x<=a2)
mix[i]=2*(pow((x-a2)/(a2-a1),2));
else
mix[i]=1;/*   x<a1   */
printf("valor final (negativo)= mix(2) =
%.3f.\xDB\n",mix[i]);
linha2();
guarda();
/*lado esquerdo-positivo-doente*/
printf("\n\nAnalise para Glicemia de Corte %.0f
(mg/ml) (positivo)...\n",x);
linha();
printf("Digite o valor medio (a2) - [%d]: ",i);
scanf("%f",&a2);
linha();
printf("Digite o valor do desvio padrao (a1) -
[%d]:",i);
scanf("%f",&a1);
linha();
a1=a2-3*a1;
if(x<a1)
mix[i]=0;
else
if(a1<=x && x<=((a1+a2)/2))
mix[i]=2*(pow((x-a1)/(a2-a1),2));
else
if(((a1+a2)/2)<x && x<=a2)
mix[i]=1-2*pow((x-a2)/(a2-a1),2);
else
mix[i]=1;/*   x>a2   */
printf("valor final (positivo)= mix[1] =
%.3f.\xDB\n",mix[i]);
linha2();
guarda();
}
linha3();
linha4();
getch();
}
float guarda(void)
{
ARQ=fopen("normal.txt","a");
fprintf(ARQ,"%.3f\n",mix[i]);
fclose(ARQ);
return(0);
}
linha( ) {int j;
for(j=1;j<=80;j++)
printf("\xDB");
printf("\n");
}
linha2( ) {int j;
for(j=1;j<=40;j++)
printf("\xDB");
printf("\n\xDB\n");
}
linha3( ) {
printf("\n                ... FINAL DOS
CALCULOS ...\n");
}
linha4( ) {int j;
for(j=1;j<=40;j++)
printf("\xDB ");
printf("\n");}
```

Formulário: Fonte: (Da Silva Filho et. al., 2008)

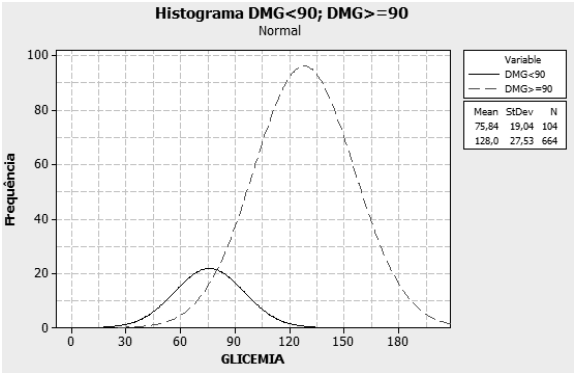
(Adaptação, Algoritmo e Codificação, 2008)

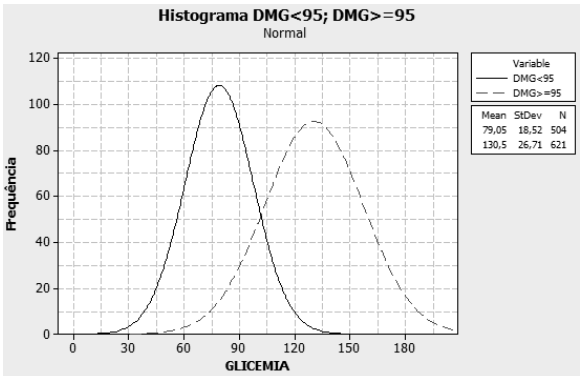
APENDICE D

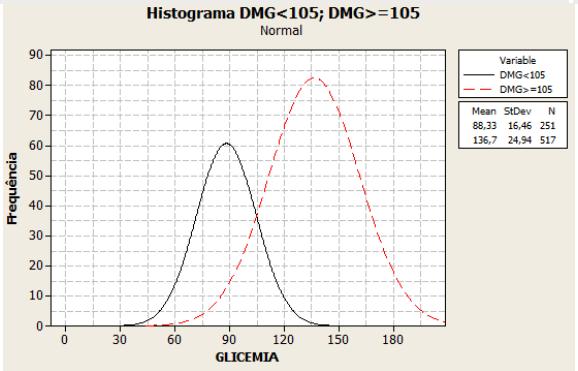
GRÁFICOS DE HISTOGRAMAS

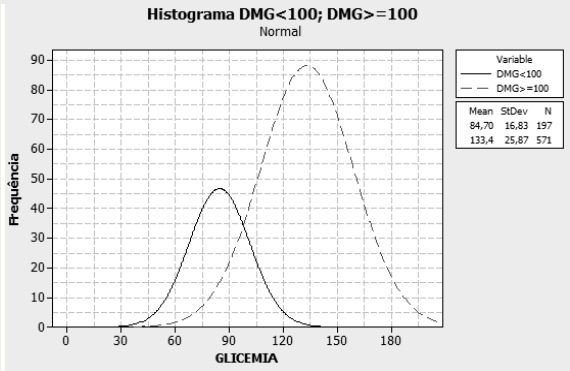
HISTOGRAMAS DE FREQUENCIA X GLICEMIA
DADOS UTILIZADOS: INDIAS PIMA
FAIXA DE PONTO DE CORTE: 90 – 200 mg/dl
FONTE: (MINITAB Versão 15, 2008)

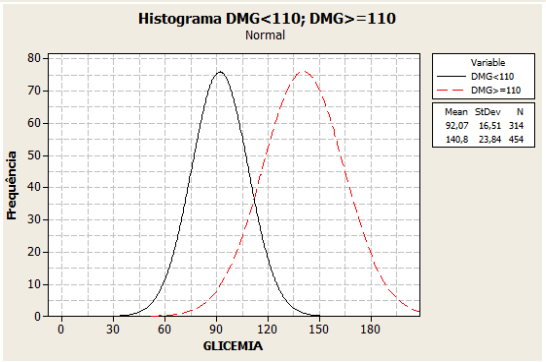
NORMAL APLICANDO FREQUENCIA X GLICEMIA

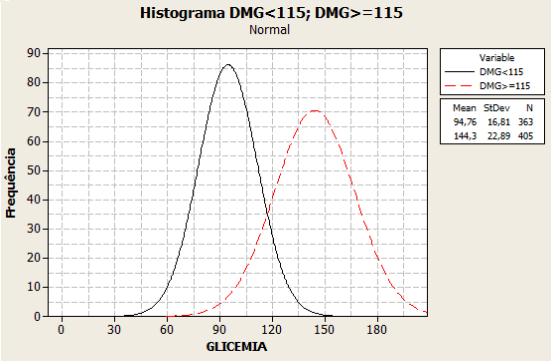


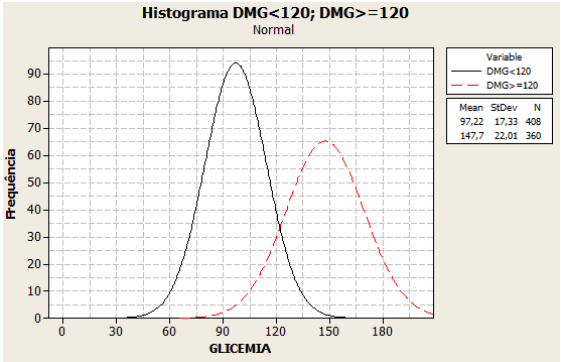


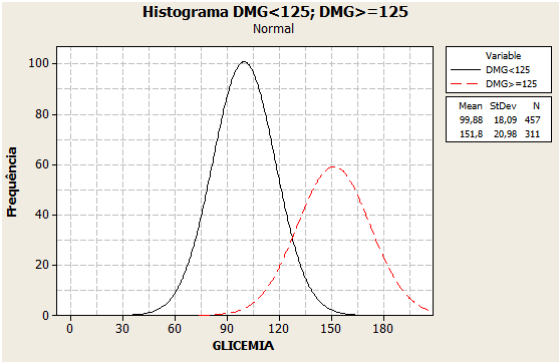


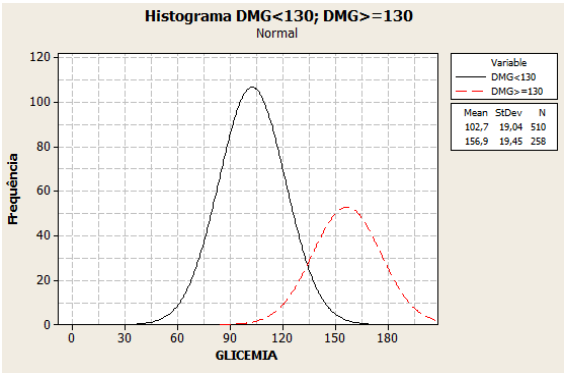


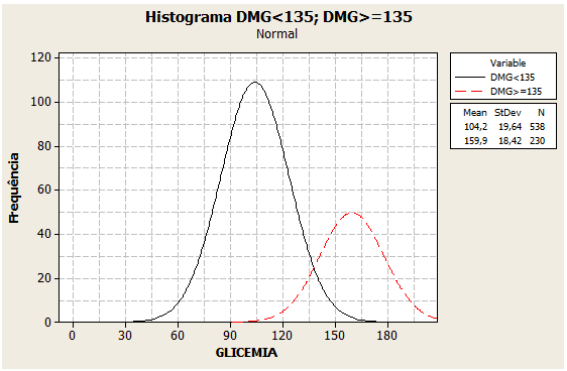


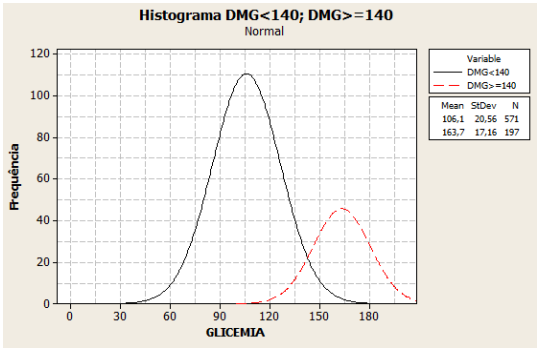


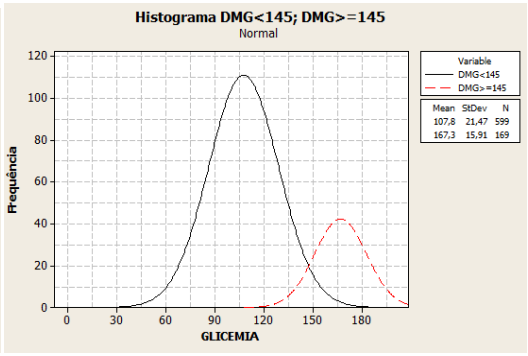


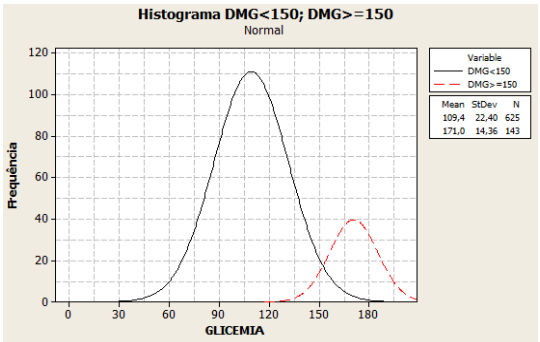


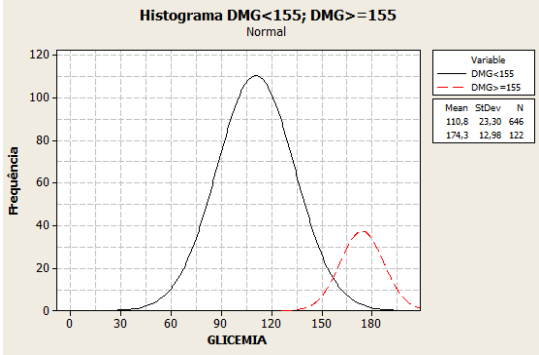

Histograma DMG<130; DMG>=130
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<130
DMG>=130
Mean StDev N
102,7 19,04 510
156,9 19,45 258

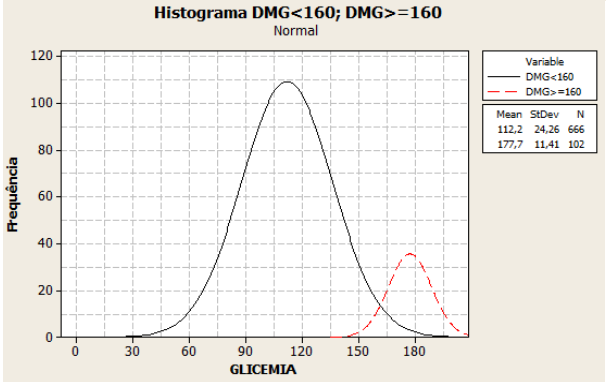

Histograma DMG<135; DMG>=135
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<135
DMG>=135
Mean StDev N
104,2 19,64 538
159,9 18,42 230

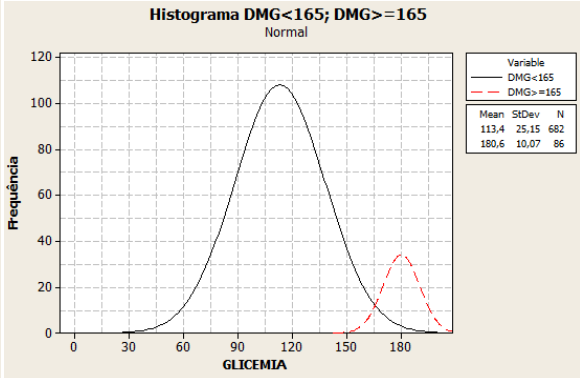

Histograma DMG<140; DMG>=140
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<140
DMG>=140
Mean StDev N
106,1 20,56 571
163,7 17,16 197

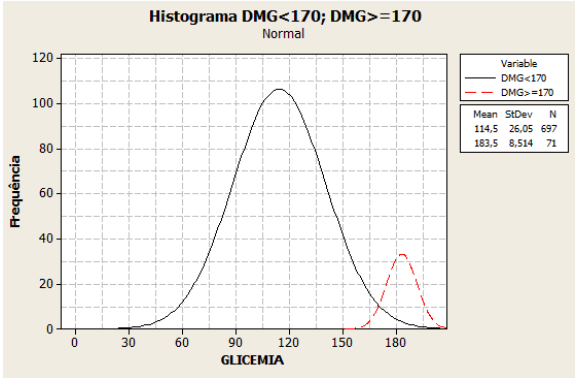

Histograma DMG<145; DMG>=145
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<145
DMG>=145
Mean StDev N
107,8 21,47 599
167,3 15,91 169

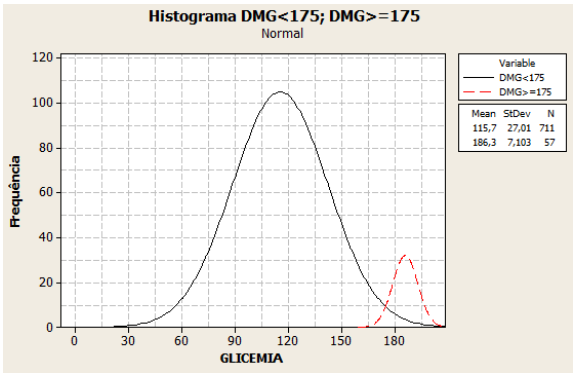

Histograma DMG<150; DMG>=150
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<150
DMG>=150
Mean StDev N
109,4 22,40 625
171,0 14,36 143

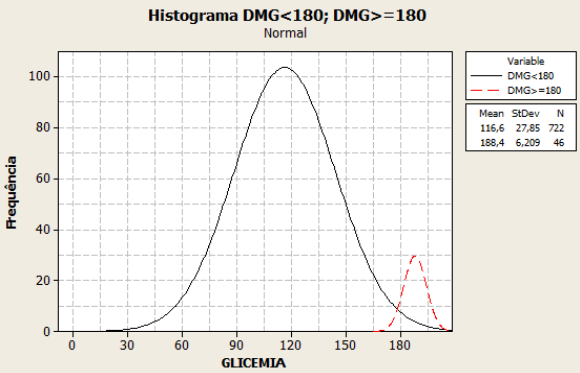

Histograma DMG<155; DMG>=155
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<155
DMG>=155
Mean StDev N
110,8 23,30 646
174,3 12,98 122

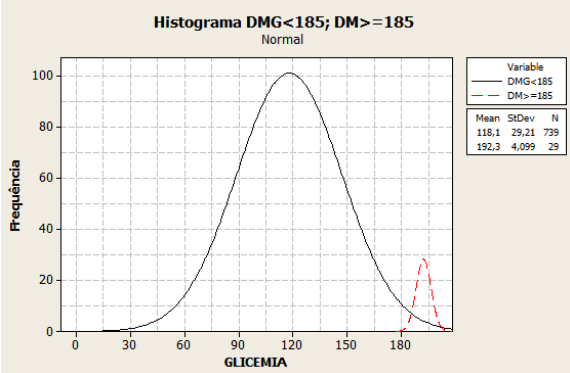

Histograma DMG<160; DMG>=160
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<160
DMG>=160
Mean StDev N
112,2 24,26 666
177,7 11,41 102

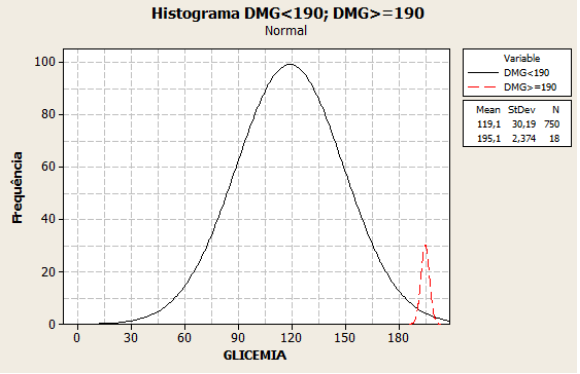

Histograma DMG<165; DMG>=165
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<165
DMG>=165
Mean StDev N
113,4 25,15 682
180,6 10,07 86

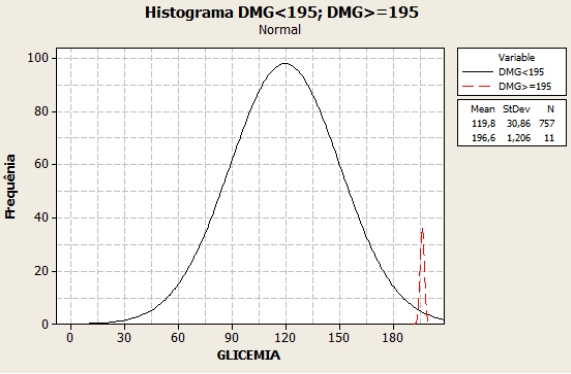

Histograma DMG<170; DMG>=170
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<170
DMG>=170
Mean StDev N
114,5 26,05 697
183,5 8,514 71


Histograma DMG<175; DMG>=175
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<175
DMG>=175
Mean StDev N
115,7 27,01 711
186,3 7,103 57


Histograma DMG<180; DMG>=180
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<180
DMG>=180
Mean StDev N
116,6 27,85 722
188,4 6,209 46


Histograma DMG<185; DM>=185
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<185
DM>=185
Mean StDev N
118,1 29,21 739
192,3 4,099 29


Histograma DMG<190; DMG>=190
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<190
DMG>=190
Mean StDev N
119,1 30,19 750
195,1 2,374 18


Histograma DMG<195; DMG>=195
Normal
Frequência
GLICEMIA
Variable
DMG<195
DMG>=195
Mean StDev N
119,8 30,86 757
196,6 1,206 11

APENDICE E

TABELAS POR TABULAÇÃO CRUZADA

TABULAÇÃO CRUZADA – UTILIZADO MINITAB V 15
TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200
(Dados da PEP Índias PIMA)
Results for: dm33.XLS

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=90

Rows: DM>=100 Columns: DM>=90

	0	1	All
0	104	93	197
1	0	571	571
All	104	664	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=95

Rows: DM>=100 Columns: DM>=95

	0	1	All
0	147	50	197
1	0	571	571
All	147	621	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=100

Rows: DM>=100 Columns: DM>=100

	0	1	All
0	197	0	197
1	0	571	571
All	197	571	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=105

Rows: DM>=100 Columns: DM>=105

	0	1	All
0	197	0	197
1	54	517	571
All	251	517	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=110

Rows: DM>=100 Columns: DM>=110

	0	1	All
0	197	0	197
1	117	454	571
All	314	454	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=115

Rows: DM>=100 Columns: DM>=115

	0	1	All
0	197	0	197
1	176	395	571
All	373	395	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=120

Rows: DM>=100 Columns: DM>=120

	0	1	All
0	197	0	197
1	222	349	571
All	419	349	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=125

Rows: DM>=100 Columns: DM>=125

	0	1	All
0	197	0	197
1	274	297	571
All	471	297	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=130

Rows: DM>=100 Columns: DM>=130

	0	1	All
0	197	0	197
1	313	258	571
All	510	258	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=135

Rows: DM>=100 Columns: DM>=135

	0	1	All
0	197	0	197
1	341	230	571
All	538	230	768

Cell Contents: Count

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=140

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=140

         0    1  All

0      197    0  197
1      374  197  571
All    571  197  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=145

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=145

         0    1  All

0      197    0  197
1      402  169  571
All    599  169  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=150

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=150

         0    1  All

0      197    0  197
1      428  143  571
All    625  143  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=155

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=155

         0    1  All

0      197    0  197
1      449  122  571
All    646  122  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=160

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=160

         0    1  All

0      197    0  197
1      469  102  571
All    666  102  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=110

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=110

         0    1  All

0      197    0  197
1      117  454  571
All    314  454  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=115

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=115

         0    1  All

0      197    0  197
1      176  395  571
All    373  395  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=120

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=120

         0    1  All

0      197    0  197
1      222  349  571
All    419  349  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=125

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=125

         0    1  All

0      197    0  197
1      274  297  571
All    471  297  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=130

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=130

         0    1  All

0      197    0  197
1      313  258  571
All    510  258  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=135

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=135

         0    1  All

0      197    0  197
1      341  230  571
All    538  230  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=140

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=140

         0    1  All

0      197    0  197
```

```
1      374  197  571
All    571  197  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=145

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=145

         0    1  All

0      197    0  197
1      402  169  571
All    599  169  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=150

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=150

         0    1  All

0      197    0  197
1      428  143  571
All    625  143  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=155

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=155

         0    1  All

0      197    0  197
1      449  122  571
All    646  122  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=160

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=160

         0    1  All

0      197    0  197
1      469  102  571
All    666  102  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=165

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=165

         0   1  All

0      197   0  197
1      485  86  571
All    682  86  768

Cell Contents:      Coun
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=170

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=170

         0   1  All

0      197   0  197
1      500  71  571
All    697  71  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=175

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=175

         0   1  All

0      197   0  197
1      514  57  571
All    711  57  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=180

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=180

         0   1  All

0      197   0  197
1      525  46  571
All    722  46  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=185

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=185

         0   1  All

0      197   0  197
1      542  29  571
All    739  29  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=190

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=190

         0   1  All

0      197   0  197
1      553  18  571
All    750  18  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=195

```
Rows: DM>=100   Columns: DM>=195

         0   1  All

0      197   0  197
1      560  11  571
All    757  11  768

Cell Contents:      Count
```

Tabulated statistics: DM>=100; DM>=200

Rows: DM>=100 Columns: DM>=200

	0	All
0	197	197
1	571	571
All	768	768

Cell Contents: Count

1-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=90

Rows: DM>=140 Columns: DM>=90

	0	1	All
0	104	467	571
1	0	197	197
All	104	664	768

2-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=95

Rows: DM>=140 Columns: DM>=95

	0	1	All
0	147	424	571
1	0	197	197
All	147	621	768

3-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=100

Rows: DM>=140 Columns: DM>=100

	0	1	All
0	197	374	571
1	0	197	197
All	197	571	768

4-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=105

Rows: DM>=140 Columns: DM>=105

	0	1	All
0	251	320	571
1	0	197	197
All	251	517	768

5-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=110

Rows: DM>=140 Columns: DM>=110

	0	1	All
0	314	257	571
1	0	197	197
All	314	454	768

6-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=115

Rows: DM>=140 Columns: DM>=115

	0	1	All
0	373	198	571
1	0	197	197
All	373	395	768

7-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=120

Rows: DM>=140 Columns: DM>=120

	0	1	All
0	419	152	571
1	0	197	197
All	419	349	768

8-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=125

Rows: DM>=140 Columns: DM>=125

	0	1	All
0	471	100	571
1	0	197	197
All	471	297	768

9-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=130

Rows: DM>=140 Columns: DM>=130

	0	1	All
0	510	61	571
1	0	197	197
All	510	258	768

10-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=135

Rows: DM>=140 Columns: DM>=135

	0	1	All
0	538	33	571
1	0	197	197
All	538	230	768

11-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=140

Rows: DM>=140 Columns: DM>=140

	0	1	All
0	571	0	571
1	0	197	197
All	571	197	768

12-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=145

Rows: DM>=140 Columns: DM>=145

	0	1	All
0	571	0	571
1	28	169	197
All	599	169	768

13-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=150

Rows: DM>=140 Columns: DM>=150

	0	1	All
0	571	0	571
1	54	143	197
All	625	143	768

14-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=155

Rows: DM>=140 Columns: DM>=155

```
         0    1  All

0      571    0  571
1       75  122  197
All    646  122  768
```

15-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=160

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=160

         0    1  All

0      571    0  571
1       95  102  197
All    666  102  768
```

16-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=165

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=165

         0   1  All

0      571   0  571
1      111  86  197
All    682  86  768
```

17-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=170

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=170

         0   1  All

0      571   0  571
1      126  71  197
All    697  71  768
```

18-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=175

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=175

         0   1  All

0      571   0  571
1      140  57  197
All    711  57  768
```

19-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=180

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=180

         0   1  All

0      571   0  571
1      151  46  197
All    722  46  768
```

20-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=185

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=185

         0   1  All

0      571   0  571
1      168  29  197
All    739  29  768
```

21-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=190

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=190

         0   1  All

0      571   0  571
1      179  18  197
All    750  18  768
```

22-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=195

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=195

         0   1  All

0      571   0  571
1      186  11  197
All    757  11  768
```

23-Tabulated statistics: DM>=140; DM>=200

```
Rows: DM>=140   Columns: DM>=200

         0  All

0      571  571
1      197  197
All    768  768
```

1-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=90

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=90

         0    1  All

0      104  521  625
1        0  143  143
All    104  664  768
```

2-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=95

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=95

         0    1  All

0      147  478  625
1        0  143  143
All    147  621  768
```

3-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=100

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=100

         0    1  All

0      197  428  625
1        0  143  143
All    197  571  768
```

4-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=105

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=105

         0    1  All

0      251  374  625
1        0  143  143
All    251  517  768
```

5-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=110

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=110

         0    1  All
```

```
0      314  311  625
1        0  143  143
All    314  454  768
```

6-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=115

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=115

         0    1  All

0      373  252  625
1        0  143  143
All    373  395  768
```

7-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=120

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=120

         0    1  All

0      419  206  625
1        0  143  143
All    419  349  768
```

8-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=125

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=125

         0    1  All

0      471  154  625
1        0  143  143
All    471  297  768
```

9-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=130

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=130

         0    1  All

0      510  115  625
1        0  143  143
All    510  258  768
```

10-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=135

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=135

         0    1  All

0      538   87  625
1        0  143  143
All    538  230  768
```

11-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=140

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=140

         0    1  All

0      571   54  625
1        0  143  143
All    571  197  768
```

12-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=145

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=145

         0    1  All

0      599   26  625
1        0  143  143
All    599  169  768
```

13-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=150

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=150

         0    1  All

0      625    0  625
1        0  143  143
All    625  143  768
```

14-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=155

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=155

         0    1  All

0      625    0  625
1       21  122  143
All    646  122  768
```

15-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=160

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=160

         0    1  All

0      625    0  625
1       41  102  143
All    666  102  768
```

16-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=165

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=165

         0   1  All

0      625   0  625
1       57  86  143
All    682  86  768
```

17-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=170

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=170

         0   1  All

0      625   0  625
1       72  71  143
All    697  71  768
```

18-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=175

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=175

         0   1  All

0      625   0  625
1       86  57  143
All    711  57  768
```

19-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=180

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=180

         0   1  All
```

```
0      625   0  625
1       97  46  143
All    722  46  768
```

20-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=185

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=185

         0   1  All

0      625   0  625
1      114  29  143
All    739  29  768
```

21-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=190

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=190

         0   1  All

0      625   0  625
1      125  18  143
All    750  18  768
```

22-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=195

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=195

         0   1  All

0      625   0  625
1      132  11  143
All    757  11  768
```

23-Tabulated statistics: DM>=150; DM>=200

```
Rows: DM>=150   Columns: DM>=200

         0  All

0      625  625
1      143  143
All    768  768
```

1-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=90

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=90

         0    1  All

0      104  562  666
1        0  102  102
All    104  664  768
```

2-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=95

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=95

         0    1  All

0      147  519  666
1        0  102  102
All    147  621  768
```

3-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=100

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=100

         0    1  All

0      197  469  666
1        0  102  102
All    197  571  768
```

4-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=105

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=105

         0    1  All

0      251  415  666
1        0  102  102
All    251  517  768
```

5-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=110

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=110

         0    1  All

0      314  352  666
1        0  102  102
All    314  454  768
```

6-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=115

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=115

         0    1  All

0      373  293  666
1        0  102  102
All    373  395  768
```

7-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=120

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=120

         0    1  All

0      419  247  666
1        0  102  102
All    419  349  768
```

8-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=125

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=125

         0    1  All

0      471  195  666
1        0  102  102
All    471  297  768
```

9-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=130

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=130

         0    1  All

0      510  156  666
1        0  102  102
All    510  258  768
```

10-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=135

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=135
```

```
         0    1  All

0      538  128  666
1        0  102  102
All    538  230  768
```

11-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=140

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=140

         0    1  All

0      571   95  666
1        0  102  102
All    571  197  768
```

12-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=145

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=145

         0    1  All

0      599   67  666
1        0  102  102
All    599  169  768
```

13-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=150

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=150

         0    1  All

0      625   41  666
1        0  102  102
All    625  143  768
```

14-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=155

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=155

         0    1  All

0      646   20  666
1        0  102  102
All    646  122  768
```

15-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=160

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=160

         0    1  All

0      666    0  666
1        0  102  102
All    666  102  768
```

16-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=165

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=165

         0   1  All

0      666   0  666
1       16  86  102
All    682  86  768
```

17-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=170

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=170

         0   1  All

0      666   0  666
1       31  71  102
All    697  71  768
```

18-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=175

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=175

         0   1  All

0      666   0  666
1       45  57  102
All    711  57  768
```

19-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=180

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=180

         0   1  All

0      666   0  666
1       56  46  102
All    722  46  768
```

20-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=185

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=185

         0   1  All

0      666   0  666
1       73  29  102
All    739  29  768
```

21-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=190

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=190

         0   1  All

0      666   0  666
1       84  18  102
All    750  18  768
```

22-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=195

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=195

         0   1  All

0      666   0  666
1       91  11  102
All    757  11  768
```

23-Tabulated statistics: DM>=160; DM>=200

```
Rows: DM>=160   Columns: DM>=200

         0  All

0      666  666
1      102  102
All    768  768
```

APENDICE F

TABULAÇÃO CRUZADA COM VALORES CALCULADOS DE SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, PREVALÊNCIA E FALSO-POSITIVO.
TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200
VALOR DE PREVALÊNCIA PARA PC=100 ➔ P=**0.743490 ➔74,3490%**

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	µER
1	0	104	93	90	1.000000	0.527919	0.743490	0.472081	0.721
	1	0	571						
2	0	147	50	95	1.000000	0.746193	0.773041	0.253807	0.616
	1	0	671						
3	0	197	0	100	1.000000	1.000000	0.743490	0.000000	0.492
	1	0	571						
4	0	197	0	105	0.673117	1.000000	0.795855	0.000000	0.564
	1	251	517						
5	0	197	0	110	0.795096	1.000000	0.743490	0.000000	0.539
	1	117	454						
6	0	197	0	115	0.691769	1.000000	0.743490	0.000000	0.561
	1	176	395						
7	0	197	0	120	0.611208	1.000000	0743490	0.000000	0.576
	1	222	349						
8	0	197	0	125	0.520140	1.000000	0.743490	0.000000	0.591
	1	274	297						
9	0	197	0	130	0.451839	1.000000	0.743490	0.000000	0.602
	1	313	258						
10	0	197	0	135	0.402802	1.000000	0.743490	0.000000	0.608
	1	341	230						
11	0	197	0	140	0.34009	1.000000	0.743490	0.000000	0.615
	1	374	197						
12	0	197	0	145	0.295972	1.000000	0.743490	0.000000	0.620
	1	402	169						
13	0	197	0	150	0.250438	1.000000	0.743490	0.000000	0.624
	1	428	143						
14	0	197	0	155	0.213660	1.000000	0.743490	0.000000	0.627
	1	449	122						
15	0	197	0	160	0.178634	1.000000	0.743490	0.000000	0.630
	1	469	102						
16	0	197	0	165	0.150613	1.000000	0.743490	0.000000	0.631
	1	485	86						
17	0	197	0	170	0.124343	1.00000	0.743490	0.000000	0.632
	1	500	71						
18	0	197	0	175	0.099825	1.00000	0.743490	0.000000	0.633
	1	514	57						
19	0	197	0	180	0.080560	1.00000	0.743490	0.000000	0.634
	1	525	46						
20	0	197	0	185	0.050788	1.00000	0.743490	0.000000	0.593
	1	542	29						

21	0	197	0	190	0.031524	1.000000	0.743490	0.000000	0.635
	1	553	18						
22	0	197	0	195	0.019264	1.00000	0.743490	0.000000	0.635
	1	560	11						
23	0	197	0	200	1.000000	1.00000	0.743490	0.000000	0.492
	1	0	571						

APENDICE G

TABULAÇÃO CRUZADA COM VALORES CALCULADOS DE SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, PREVALÊNCIA E FALSO-POSITIVO.

TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200

VALOR DE PREVALÊNCIA PARA PC=110 ➔ P=**0,59115 ➔59,115%**

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	µER
1	0	104	467	90	1	0,33121	0,59115	0,66879	0,780
	1	0	197						
2	0	147	424	95	1	0,468153	0,59115	0,53185	0,725
	1	0	197						
3	0	197	374	100	1	0,627389	0,59115	0,37261	0,655
	1	0	197						
4	0	251	320	105	1	0,799363	0,59115	0,20064	0,575
	1	0	197						
5	0	314	257	110	1	1	0,59115	0	0,480
	1	0	197						
6	0	373	198	115	0,870044	1	0,59115	0	0,510
	1	0	197						
7	0	419	152	120	0,768722	1	0,59115	0	0,531
	1	0	197						
8	0	471	100	125	0,654185	1	0,59115	0	0,553
	1	0	197						
9	0	510	61	130	0,568282	1	0,59115	0	0,568
	1	0	197						
10	0	538	33	135	0,506608	1	0,59115	0	0,578
	1	0	197						
11	0	571	0	140	1	1	0,25651	0	0,480
	1	0	197						
12	0	571	0	145	0,857868	1	0,25651	0	0,512
	1	28	169						
13	0	571	0	150	0,725888	1	0,25651	0	0,540
	1	54	143						
14	0	571	0	155	0,619289	1	0,25651	0	0,560
	1	75	122						
15	0	571	0	160	0,517766	1	0,25651	0	0,576
	1	95	102						
16	0	571	0	165	0,436548	1	0,25651	0	0,588
	1	111	86						
17	0	571	0	170	0,360406	1	0,25651	0	0,597
	1	126	71						
18	0	571	0	175	0,28934	1	0,25651	0	0,605
	1	140	57						
19	0	571	0	180	0,233503	1	0,25651	0	0,609
	1	151	46						
20	0	571	0	185	0,147208	1	0,25651	0	0,615
	1	168	29						
21	0	571	0	190	0,091371	1	0,25651	0	0,617
	1	179	18						

22	**0**	**571**	**0**	**195**	0,055838	1	0,25651	**0**	**0,618**
	1	**186**	**11**						
23	**0**	**571**	**0**	**200**	0	1	0,25651	**0**	**0,361**
	1	**197**	**0**						

APENDICE H

TABULAÇÃO CRUZADA COM VALORES CALCULADOS DE SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, PREVALÊNCIA E FALSO-POSITIVO.

TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200

VALOR DE PREVALÊNCIA PARA PC=140 ➔ P= 0,25651➔25,651%

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	µER
1	0	104	467	90	1	0,182137	0,25651	0,81786	**0,722**
	1	0	197						
2	0	147	424	95	1	0,257443	0,25651	0,74256	**0,707**
	1	0	197						
3	0	197	374	100	1	0,345009	0,25651	0,65499	**0,686**
	1	0	197						
4	0	251	320	105	1	0,43958	0,25651	0,56042	**0,657**
	1	0	197						
5	0	314	257	110	1	0,549912	0,25651	0,45009	**0,620**
	1	0	197						
6	0	373	198	115	1	0,65324	0,25651	0,34676	**0,581**
	1	0	197						
7	0	419	192	120	1	0,72117	0,25321	0,27883	**0,554**
	1	0	197						
8	0	471	100	125	1	0,824869	0,25651	0,17513	**0,511**
	1	0	197						
9	0	510	61	130	1	0,89317	0,25651	0,10683	**0,483**
	1	0	197						
10	0	538	33	135	1	0,942207	0,25651	0,05779	**0,479**
	1	0	197						
11	0	571	0	140	1	1	0,25651	0	**O,473**
	1	0	197						
12	0	571	0	145	0,857868	1	0,25651	0	**0,480**
	1	28	169						
13	0	571	0	150	0,725888	1	0,25651	0	**0,490**
	1	54	143						
14	0	571	0	155	0,619289	1	0,25651	0	**0,508**
	1	75	122						
15	0	571	0	160	0,517766	1	0,25651	0	**0,523**
	1	95	102						
16	0	571	0	165	0,436548	1	0,25651	0	**0,533**
	1	111	86						
17	0	571	0	170	0,360406	1	0,25651	0	**0,541**
	1	126	71						
18	0	571	0	175	0,28934	1	0,25651	0	**0,548**
	1	140	57						
19	0	571	0	180	0,233503	1	0,25651	0	**0,552**
	1	151	46						
20	0	571	0	185	0,147208	1	0,25651	0	**0,556**
	1	168	29						
21	0	571	0	190	0,091371	1	0,25651	0	**0,558**

	1	**179**	**18**						
22	**0**	**571**	**0**	**195**	0,055838	1	0,25651	0	**0,559**
	1	**186**	**11**						
23	**0**	**571**	**0**	**200**	0	1	0,25651	0	**0,410**
	1	**197**	**0**						

APENDICE I

TABULAÇÃO CRUZADA COM VALORES CALCULADOS DE SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, PREVALÊNCIA E FALSO-POSITIVO.

TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200

VALOR DE PREVALÊNCIA PARA PC=150 ➔ P=0,186198➔18,6198**%**

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	µER
1	0	104	521	90	1,000000	0,166400	0,186198	0,833600	0,700
	1	0	143						
2	0	147	478	95	1,000000	0,235200	0,186198	0,764800	0,689
	1	0	143						
3	0	197	428	100	1,000000	0,315200	0,186198	0,684800	0,672
	1	0	143						
4	0	251	374	105	1,000000	0,401600	0,186198	0,598400	0,649
	1	0	143						
5	0	314	311	110	1,000000	0,502400	0,186198	0,497600	0,618
	1	0	143						
6	0	373	252	115	1,000000	0,596800	0.186198	0,403200	0,585
	1	0	143						
7	0	419	206	120	1,000000	0,670400	0,186198	0,329600	0,558
	1	0	143						
8	0	471	154	125	1,000000	0,753600	0,186198	0,246400	0,526
	1	0	143						
9	0	510	115	130	1,000000	0,816000	0,186198	0,184000	0,501
	1	0	143						
10	0	538	87	135	1,000000	0,860800	0,186198	0,139200	0,490
	1	0	143						
11	0	571	54	140	1,000000	0,913600	0,186198	0,086400	0,486
	1	0	143						
12	0	599	26	145	1,000000	0,958400	0,186198	0,041600	0,486
	1	0	143						
13	0	625	0	150	1,000000	1,000000	0,186198	0,000000	0,478
	1	0	143						
14	0	625	0	155	0,853147	1,000000	0,186198	0,000000	0,491
	1	21	122						
15	0	625	0	160	0,713287	1,000000	0,186198	0,000000	0,489
	1	41	102						
16	0	625	0	165	0,601399	1,000000	0,186198	0,000000	0,497
	1	57	86						
17	0	625	0	170	0,496504	1,000000	0,186198	0,000000	0,512
	1	72	71						
18	0	625	0	175	0,398601	1,000000	0,186198	0,000000	0,523
	1	86	57						
19	0	625	0	180	0,321678	1,000000	0,186198	0,000000	0,530
	1	97	46						
20	0	625	0	185	0,202797	1,000000	0,186198	0,000000	0,539
	1	114	29						
21	0	625	0	190	0,125874	1,000000	0,186198	0,000000	0,542
	1	125	18						
22	0	625	0	195	0,076923	1,000000	0,186198	0,000000	0,543
	1	122	11						
23	0	0625	0	200	0,000000	1,000000	0,186198	0,000000	0,419
	1	143	0						

APENDICE J

TABULAÇÃO CRUZADA COM VALORES CALCULADOS DE SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, PREVALÊNCIA E FALSO-POSITIVO.

TABELAS 2X2 GERADAS PELO MINITAB ENTRE PONTOS DE CORTE: 90>=PC<=200

VALOR DE PREVALÊNCIA PARA PC=160 ➔ P= 0,13281➔13,281%

N		0	1	PC	Sensibilidade	Especificidade	Prevalência	Falso-positivo	µER
1	0	104	562	90	1	0,156156	0,13281	0,84384	0,684
	1	0	102						
2	0	147	519	95	1	0,220721	0,13281	0,77928	0,674
	1	0	102						
3	0	197	469	100	1	0,295796	0,13281	0,7042	0,660
	1	0	102						
4	0	251	374	105	1	0,376877	0,13281	0,62312	0,640
	1	0	143						
5	0	314	311	110	1	0,471471	0,13281	0,52853	0,613
	1	0	149						
6	0	373	252	115	1	0,56006	0,13281	0,43994	0,585
	1	0	143						
7	0	419	206	120	1	0,629129	0,13281	0,37087	0,561
	1	0	143						
8	0	471	154	125	1	0,707207	0,13281	0,29279	0,532
	1	0	143						
9	0	510	115	130	1	0,765766	0,13281	0,23423	0,509
	1	0	143						
10	0	538	87	135	1	0,807808	0,13281	0,19219	0,495
	1	0	143						
11	0	571	54	140	1	0,857357	0,13281	0,14264	0,493
	1	0	143						
12	0	599	26	145	1	0,899399	0,13281	0,1006	0,490
	1	0	143						
13	0	625	0	150	1	0,938438	0,13281	0,06156	0,487
	1	0	143						
14	0	625	0	155	1	0,96997	0,13281	0,03003	0,484
	1	21	122						
15	0	625	0	160	1	1	0,13281	0	0,482
	1	41	102						
16	0	625	0	165	0,843137	1	0,132812	0	0,488
	1	57	86						
17	0	625	0	170	0,696078	1	0,13281	0	0,492
	1	72	71						
18	0	625	0	175	0,558824	1	0,13281	0	0,495
	1	86	57						
19	0	625	0	180	0,45098	1	0,13281	0	0,506
	1	97	46						
20	0	625	0	185	0,284314	1	0,13281	0	0,521
	1	114	29						
21	0	625	0	190	0,176471	1	0,13281	0	0,528

	1	**125**	**18**						
22	**0**	**625**	**0**	**195**	0,107843	1	0,13281	0	0,530
	1	**132**	**11**						
23	**0**	**625**	**0**	**200**	0	1	0,13281	0	0,425
	1	**143**	**0**						

APENDICE K

Valores referentes ao capítulo 7
POSITIVA: PRESENÇA DMG
NEGATIVA: AUSÊNCIA DMG

EXP_N	STATUS	GLICEMIA	X	S	PACIENTES	μ	EVIDÊNCIA	
1	NEGATIVO	90	75,84	19,09	104	0,878	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		128	27,53	664	0,577		μb
2	NEGATIVO	95	79,05	18,52	504	0,835	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		130,5	26,71	621	0,607		μb
3	NEGATIVO	100	84,7	16,83	197	0,816	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		133,4	25,87	571	0,630		μb
4	NEGATIVO	105	88,33	16,46	251	0,772	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		136,7	24,94	517	0,641		μb
5	NEGATIVO	110	92,07	16,51	314	0,738	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		140,8	23,84	454	0,629		μb
6	NEGATIVO	115	94,76	16,81	363	0,678	NEGATIVO	μa
	POSITIVO		144,3	22,89	405	0,636		μb
7	NEGATIVO	120	97,22	17,33	406	0,616		μa
	POSITIVO		147,7	22,01	360	0.648	POSITIVO	μb
8	NEGATIVO	125	99,88	18,09	457	0,572		μa
	POSITIVO		151,8	20,98	311	0,637	POSITIVO	μb
9	NEGATIVO	130	102,7	19,04	510	0,543		μa
	POSITIVO		156,9	19,45	258	0,575	POSITIVO	μb
10	NEGATIVO	135	104,2	19,64	538	0,446		μa
	POSITIVO		159,9	18,42	230	0,594	POSITIVO	μb
11	NEGATIVO	140	106,1	20,56	571	0,406		μa
	POSITIVO		163,7	17,16	197	0,576	POSITIVO	μb
12	NEGATIVO	145	107,8	21,47	599	0,357		μa
	POSITIVO		167,3	15,91	169	0,563	POSITIVO	μb
13	NEGATIVO	150	109,4	22,40	625	0,313		μa
	POSITIVO		171	14,36	143	0,525	POSITIVO	μb
14	NEGATIVO	155	110,8	23,30	646	0,270		μa
	POSITIVO		175,3	12,98	122	0,458	POSITIVO	μb
15	NEGATIVO	160	112,2	24,26	666	0,236		μa
	POSITIVO		177,7	11,41	102	0.466	POSITIVO	μb
16	NEGATIVO	165	113,4	25,25	682	0,203		μa
	POSITIVO		180,6	10,07	86	0,468	POSITIVO	μb
17	NEGATIVO	170	114,5	26,05	697	0,168		μa
	POSITIVO		183,5	8,514	71	0,445	POSITIVO	μb
18	NEGATIVO	175	115,7	27,01	711	0,144		μa
	POSITIVO		186,3	7,103	57	0,441	POSITIVO	μb
19	NEGATIVO	180	116,6	27,85	722	0,166		μa
	POSITIVO		188,4	6,209	46	0,593	POSITIVO	μb
20	NEGATIVO	185	118,1	29,01	739	0,109		μa
	POSITIVO		192,3	4,099	29	0,330	POSITIVO	μb
21	NEGATIVO	190	119,1	30,19	750	0,094		μa
	POSITIVO		195,1	2,374	18	0,161	POSITIVO	μb

22	**NEGATIVO**	195	119,8	30,06	757	0,055		**µa**
	POSITIVO		196,6	1,206	11	0,609	POSITIVO	**µb**
23	**NEGATIVO**	200	12,09	31,97	768	0		**µa**
	POSITIVO		0	0	0	1	POSITIVO	**µb**

ANEXO A

Tabela 1 – Resultados obtidos da Pesquisa Índias Pima DMG

X	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	6	148	72	35	0	33.6	0.627	50	1
2	1	85	66	29	0	26.6	0.351	31	0
3	8	183	64	0	0	23.3	0.672	32	1
4	1	89	66	23	94	28.1	0.167	21	0
5	0	137	40	35	168	43.1	2.288	33	1
6	5	116	74	0	0	25.6	0.201	30	0
7	3	78	50	32	88	31.0	0.248	26	1
8	10	115	0	0	0	35.3	0.134	29	0
9	2	197	70	45	543	30.5	0.158	53	1
10	8	125	96	0	0	0.0	0.232	54	1
11	4	110	92	0	0	37.6	0.191	30	0
12	10	168	74	0	0	38.0	0.537	34	1
13	10	139	80	0	0	27.1	1.441	57	0
14	1	189	60	23	846	30.1	0.398	59	1
15	5	166	72	19	175	25.8	0.587	51	1
16	7	100	0	0	0	30.0	0.484	32	1
17	0	118	84	47	230	45.8	0.551	31	1
18	7	107	74	0	0	29.6	0.254	31	1
19	1	103	30	38	83	43.3	0.183	33	0
20	1	115	70	30	96	34.6	0.529	32	1
21	3	126	88	41	235	39.3	0.704	27	0
22	8	99	84	0	0	35.4	0.388	50	0
23	7	196	90	0	0	39.8	0.451	41	1
24	9	119	80	35	0	29.0	0.263	29	1
25	11	143	94	33	146	36.6	0.254	51	1
26	10	125	70	26	115	31.1	0.205	41	1
27	7	147	76	0	0	39.4	0.257	43	1
28	1	97	66	15	140	23.2	0.487	22	0
29	13	145	82	19	110	22.2	0.245	57	0
30	5	117	92	0	0	34.1	0.337	38	0
31	5	109	75	26	0	36.0	0.546	60	0
32	3	158	76	36	245	31.6	0.851	28	1
33	3	88	58	11	54	24.8	0.267	22	0
34	6	92	92	0	0	19.9	0.188	28	0
35	10	122	78	31	0	27.6	0.512	45	0
36	4	103	60	33	192	24.0	0.966	33	0
37	11	138	76	0	0	33.2	0.420	35	0
38	9	102	76	37	0	32.9	0.665	46	1
39	2	90	68	42	0	38.2	0.503	27	1
40	4	111	72	47	207	37.1	1.390	56	1
41	3	180	64	25	70	34.0	0.271	26	0

42	7	133	84	0	0	40.2	0.696	37	0
43	7	106	92	18	0	22.7	0.235	48	0
44	9	171	110	24	240	45.4	0.721	54	1
45	7	159	64	0	0	27.4	0.294	40	0
46	0	180	66	39	0	42.0	1.893	25	1
47	1	146	56	0	0	29.7	0.564	29	0
48	2	71	70	27	0	28.0	0.586	22	0
49	7	103	66	32	0	39.1	0.344	31	1
50	7	105	0	0	0	0;0	0.305	24	0
51	1	103	80	11	82	19.4	0.491	22	0
52	1	101	50	15	36	24.2	0.526	26	0
53	5	88	66	21	23	24.4	0.342	30	0
54	8	176	90	34	300	33.7	0.467	58	1
55	7	150	66	42	342	34.7	0.718	42	0
56	1	73	50	10	0	23.0	0.248	21	0
57	7	187	68	39	304	37.7	0.254	41	1
58	0	100	88	60	110	46.8	0.962	31	0
59	0	146	82	0	0	40.5	1.781	44	0
60	0	105	64	41	142	41.5	0.173	22	0
61	2	84	0	0	0	0.0	0.304	21	0
62	8	133	72	0	0	32.9	0.270	39	1
63	5	44	62	0	0	25.0	0.587	36	0
64	2	141	58	34	128	25.4	0.699	24	0
65	7	114	66	0	0	32.8	0.258	42	1
66	5	99	74	27	0	29.0	0.203	32	0
67	0	109	88	30	0	32.5	0.855	38	1
68	2	109	92	0	0	42.7	0.845	54	0
69	1	95	66	13	38	19.6	0.334	25	0
70	4	146	85	27	100	28.9	0.189	27	0
71	2	100	66	20	90	32.9	0.867	28	1
72	5	139	64	35	140	28.6	0.411	26	0
73	13	126	90	0	0	43.4	0.583	42	1
74	4	129	86	20	270	35.1	0.231	23	0
75	1	79	75	30	0	32.0	0.396	22	0
76	1	0	48	20	0	24.7	0.140	22	0
77	7	62	78	0	0	32.6	0.391	41	0
78	5	95	72	33	0	37.7	0.370	27	0
79	0	131	0	0	0	43.2	0.270	26	1
80	2	112	66	22	0	25.0	0.307	24	0
81	3	113	44	13	0	22.4	0.140	22	0
82	2	74	0	0	0	0.0	0.102	22	0
83	7	83	78	26	71	29.3	0.767	36	0
84	0	101	65	28	0	24.6	0.237	22	0
85	5	137	108	0	0	48.8	0.227	37	1
86	2	110	74	29	125	32.4	0.698	27	0

87	13	106	72	54	0	36.6	0.178	45	0
88	2	100	68	25	71	38.5	0.324	26	0
89	15	136	70	32	110	37.1	0.153	43	1
90	1	107	68	19	0	26.5	0.165	24	0
91	1	80	55	0	0	19.1	0.258	21	0
92	4	123	80	15	176	32.0	0.443	34	0
93	7	81	78	40	48	46.7	0.261	42	0
94	4	134	72	0	0	23.8	0.277	60	1
95	2	142	82	18	64	24.7	0.761	21	0
96	6	144	72	27	228	33.9	0.255	40	0
97	2	92	62	28	0	31.6	0.130	24	0
98	1	71	48	18	76	20.4	0.323	22	0
99	6	93	50	30	64	28.7	0.356	23	0
100	1	122	90	51	220	49.7	0.325	31	1
101	1	163	72	0	0	39.0	1.222	33	1
102	1	151	60	0	0	26.1	0.179	22	0
103	0	125	96	0	0	22.5	0.262	21	0
104	1	81	72	18	40	26.6	0.283	24	0
105	2	85	65	0	0	39.6	0.930	27	0
106	1	126	56	29	152	28.7	0.801	21	0
107	1	96	122	0	0	22.4	0.207	27	0
108	4	144	58	28	140	29.5	0.287	37	0
109	3	83	58	31	18	34.3	0.336	25	0
110	0	95	85	25	36	37.4	0.247	24	1
111	3	171	72	33	135	33.3	0.199	24	1
112	8	155	62	26	495	34.0	0.543	46	1
113	1	89	76	34	37	31.2	0.192	23	0
114	4	76	62	0	0	34.0	0.391	25	0
115	7	160	54	32	175	30.5	0.588	39	1
116	4	146	92	0	0	31.2	0.539	61	1
117	5	124	74	0	0	34.0	0.220	38	1
118	5	78	48	0	0	33.7	0.654	25	0
119	4	97	60	23	0	28.2	0.443	22	0
120	4	99	76	15	51	23.2	0.223	21	0
121	0	162	76	56	100	53.2	0.759	25	1
122	6	111	64	39	0	34.2	0.260	24	0
123	2	107	74	30	100	33.6	0.404	23	0
124	5	132	80	0	0	26.8	0.186	69	0
125	0	113	76	0	0	33.3	0.278	23	1
126	1	88	30	42	99	55.0	0.496	26	1
127	3	120	70	30	135	42.9	0.452	30	0
128	1	118	58	36	94	33.3	0.261	23	0
129	1	117	88	24	145	34.5	0.403	40	1
130	0	105	84	0	0	27.9	0.741	62	1
131	4	173	70	14	168	29.7	0.361	33	1

132	9	122	56	0	0	33.3	1.114	33	1
133	3	170	64	37	225	34.5	0.356	30	1
134	8	84	74	31	0	38.3	0.457	39	0
135	2	96	68	13	49	21.1	0.647	26	0
136	2	125	60	20	140	33.8	0.088	31	0
137	0	100	70	26	50	30.8	0.597	21	0
138	0	93	60	25	92	28.7	0.532	22	0
139	0	129	80	0	0	31.2	0.703	29	0
140	5	105	72	29	325	36.9	0.159	28	0
141	3	128	78	0	0	21.1	0.268	55	0
142	5	106	82	30	0	39.5	0.286	38	0
143	2	108	52	26	63	32.5	0.318	22	0
144	10	108	66	0	0	32.4	0.272	42	1
145	4	154	62	31	284	32.8	0.237	23	0
146	0	102	75	23	0	0.0	0.572	21	0
147	9	57	80	37	0	32.8	0.096	41	0
148	2	106	64	35	119	30.5	1.400	34	0
149	5	147	78	0	0	33.7	0.218	65	0
150	2	90	70	17	0	27.3	0.085	22	0
151	1	136	74	50	204	37.4	0.399	24	0
152	4	114	65	0	0	21.9	0.432	37	0
153	9	156	86	28	155	34.3	1.189	42	1
154	1	153	82	42	485	40.6	0.687	23	0
155	8	188	78	0	0	47.9	0.137	43	1
156	7	152	88	44	0	50.0	0.337	36	1
157	2	99	52	15	94	24.6	0.637	21	0
158	1	109	56	21	135	25.2	0.833	23	0
159	2	88	74	19	53	29.0	0.229	22	0
160	17	163	72	41	114	40.9	0.817	47	1
161	4	151	90	38	0	29.7	0.294	36	0
162	7	102	74	40	105	37.2	0.204	45	0
163	0	114	80	34	285	44.2	0.167	27	0
164	2	100	64	23	0	29.7	0.368	21	0
165	0	131	88	0	0	31.6	0.743	32	1
166	6	104	74	18	156	29.9	0.722	41	1
167	3	148	66	25	0	32.5	0.256	22	0
168	4	120	68	0	0	29.6	0.709	34	0
169	4	110	66	0	0	31.9	0.471	29	0
170	3	111	90	12	78	28.4	0.495	29	0
171	6	102	82	0	0	30.8	0.180	36	1
172	6	134	70	23	130	35.4	0.542	29	1
173	2	87	0	23	0	28.9	0.773	25	0
174	1	79	60	42	48	43.5	0.678	23	0
175	2	75	64	24	55	29.7	0.370	33	0
176	8	179	72	42	130	32.7	0.719	36	1

177	6	85	78	0	0	31.2	0.382	42	0
178	0	129	110	46	130	67.1	0.319	26	1
179	5	143	78	0	0	45.0	0.190	47	0
180	5	130	82	0	0	39.1	0.956	37	1
181	6	87	80	0	0	23.2	0.084	32	0
182	0	119	64	18	92	34.9	0.725	23	0
183	1	0	74	20	23	27.7	0.299	21	0
184	5	73	60	0	0	26.8	0.268	27	0
185	4	141	74	0	0	27.6	0.244	40	0
186	7	194	68	28	0	35.9	0.745	41	1
187	8	181	68	36	495	30.1	0.615	60	1
188	1	128	98	41	58	32.0	1.321	33	1
189	8	109	76	39	114	27.9	0.640	31	1
190	5	139	80	35	160	31.6	0.361	25	1
191	3	111	62	0	0	22.6	0.142	21	0
192	9	123	70	44	94	33.1	0.374	40	0
193	7	159	66	0	0	30.4	0.383	36	1
194	11	135	0	0	0	52.3	0.578	40	1
195	8	85	55	20	0	24.4	0.136	42	0
196	5	158	84	41	210	39.4	0.395	29	1
197	1	105	58	0	0	24.3	0.187	21	0
198	3	107	62	13	48	22.9	0.678	23	1
199	4	109	64	44	99	34.8	0.905	26	1
200	4	148	60	27	318	30.9	0.150	29	1
201	0	113	80	16	0	31.0	0.874	21	0
202	1	138	82	0	0	40.1	0.236	28	0
203	0	108	68	20	0	27.3	0.787	32	0
204	2	99	70	16	44	20.4	0.235	27	0
205	6	103	72	32	190	37.7	0.324	55	0
206	5	111	72	28	0	23.9	0.407	27	0
207	8	196	76	29	280	37.5	0.605	57	1
208	5	162	104	0	0	37.7	0.151	52	1
209	1	96	64	27	87	33.2	0.289	21	0
210	7	184	84	33	0	35.5	0.355	41	1
211	2	81	60	22	0	27.7	0.290	25	0
212	0	147	85	54	0	42.8	0.375	24	0
213	7	179	95	31	0	34.2	0.164	60	0
214	0	140	65	26	130	42.6	0.431	24	1
215	9	112	82	32	175	34.2	0.260	36	1
216	12	151	70	40	271	41.8	0.742	38	1
217	5	109	62	41	129	35.8	0.514	25	1
218	6	125	68	30	120	30.0	0.464	32	0
219	5	85	74	22	0	29.0	1.224	32	1
220	5	112	66	0	0	37.8	0.261	41	1
221	0	177	60	29	478	34.6	1.072	21	1

222	2	158	90	0	0	31.6	0.805	66	1
223	7	119	0	0	0	25.2	0.209	37	0
224	7	142	60	33	190	28.8	0.687	61	0
225	1	100	66	15	56	23.6	0.666	26	0
226	1	87	78	27	32	34.6	0.101	22	0
227	0	101	76	0	0	35.7	0.198	26	0
228	3	162	52	38	0	37.2	0.652	24	1
229	4	197	70	39	744	36.7	2.329	31	0
230	0	117	80	31	53	45.2	0.089	24	0
231	4	142	86	0	0	44.0	0.645	22	1
232	6	134	80	37	370	46.2	0.238	46	1
233	1	79	80	25	37	25.4	0.583	22	0
234	4	122	68	0	0	35.0	0.394	29	0
235	3	74	68	28	45	29.7	0.293	23	0
236	4	171	72	0	0	43.6	0.479	26	1
237	7	181	84	21	192	35.9	0.586	51	1
238	0	179	90	27	0	44.1	0.686	23	1
239	9	164	84	21	0	30.8	0.831	32	1
240	0	104	76	0	0	18.4	0.582	27	0
241	1	91	64	24	0	29.2	0.192	21	0
242	4	91	70	32	88	33.1	0.446	22	0
243	3	139	54	0	0	25.6	0.402	22	1
244	6	119	50	22	176	27.1	1.318	33	1
245	2	146	76	35	194	38.2	0.329	29	0
246	9	184	85	15	0	30.0	1.213	49	1
247	10	122	68	0	0	31.2	0.258	41	0
248	0	165	90	33	680	52.3	0.427	23	0
249	9	124	70	33	402	35.4	0.282	34	0
250	1	111	86	19	0	30.1	0.143	23	0
251	9	106	52	0	0	31.2	0.380	42	0
252	2	129	84	0	0	28.0	0.284	27	0
253	2	90	80	14	55	24.4	0.249	24	0
254	0	86	68	32	0	35.8	0.238	25	0
255	12	92	62	7	258	27.6	0.926	44	1
256	1	113	64	35	0	33.6	0.543	21	1
257	3	111	56	39	0	30.1	0.557	30	0
258	2	114	68	22	0	28.7	0.092	25	0
259	1	193	50	16	375	25.9	0.655	24	0
260	11	155	76	28	150	33.3	1.353	51	1
261	3	191	68	15	130	30.9	0.299	34	0
262	3	141	0	0	0	30.0	0.761	27	1
263	4	95	70	32	0	32.1	0.612	24	0
264	3	142	80	15	0	32.4	0.200	63	0
265	4	123	62	0	0	32.0	0.226	35	1
266	5	96	74	18	67	33.6	0.997	43	0

267	0	138	0	0	0	36.3	0.933	25	1
268	2	128	64	42	0	40.0	1.101	24	0
269	0	102	52	0	0	25.1	0.078	21	0
270	2	146	0	0	0	27.5	0.240	28	1
271	10	101	86	37	0	45.6	1.136	38	1
272	2	108	62	32	56	25.2	0.128	21	0
273	3	122	78	0	0	23.0	0.254	40	0
274	1	71	78	50	45	33.2	0.422	21	0
275	13	106	70	0	0	34.2	0.251	52	0
276	2	100	70	52	57	40.5	0.677	25	0
277	7	106	60	24	0	26.5	0.296	29	1
278	0	104	64	23	116	27.8	0.454	23	0
279	5	114	74	0	0	24.9	0.744	57	0
280	2	108	62	10	278	25.3	0.881	22	0
281	0	146	70	0	0	37.9	0.334	28	1
282	10	129	76	28	122	35.9	0.280	39	0
283	7	133	88	15	155	32.4	0.262	37	0
284	7	161	86	0	0	30.4	0.165	47	1
285	2	108	80	0	0	27.0	0.259	52	1
286	7	136	74	26	135	26.0	0.647	51	0
287	5	155	84	44	545	38.7	0.619	34	0
288	1	119	86	39	220	45.6	0.808	29	1
289	4	96	56	17	49	20.8	0.340	26	0
290	5	108	72	43	75	36.1	0.263	33	0
291	0	78	88	29	40	36.9	0.434	21	0
292	0	107	62	30	74	36.6	0.757	25	1
293	2	128	78	37	182	43.3	1.224	31	1
294	1	128	48	45	194	40.5	0.613	24	1
295	0	161	50	0	0	21.9	0.254	65	0
296	6	151	62	31	120	35.5	0.692	28	0
297	2	146	70	38	360	28.0	0.337	29	1
298	0	126	84	29	215	30.7	0.520	24	0
299	14	100	78	25	184	36.6	0.412	46	1
300	8	112	72	0	0	23.6	0.840	58	0
301	0	167	0	0	0	32.3	0.839	30	1
302	2	144	58	33	135	31.6	0.422	25	1
303	5	77	82	41	42	35.8	0.156	35	0
304	5	115	98	0	0	52.9	0.209	28	1
305	3	150	76	0	0	21.0	0.207	37	0
306	2	120	76	37	105	39.7	0.215	29	0
307	10	161	68	23	132	25.5	0.326	47	1
308	0	137	68	14	148	24.8	0.143	21	0
309	0	128	68	19	180	30.5	1.391	25	1
310	2	124	68	28	205	32.9	0.875	30	1
311	6	80	66	30	0	26.2	0.313	41	0

312	0	106	70	37	148	39.4	0.605	22	0
313	2	155	74	17	96	26.6	0.433	27	1
314	3	113	50	10	85	29.5	0.626	25	0
315	7	109	80	31	0	35.9	1.127	43	1
316	2	112	68	22	94	34.1	0.315	26	0
317	3	99	80	11	64	19.3	0.284	30	0
318	3	182	74	0	0	30.5	0.345	29	1
319	3	115	66	39	140	38.1	0.150	28	0
320	6	194	78	0	0	23.5	0.129	59	1
321	4	129	60	12	231	27.5	0.527	31	0
322	3	112	74	30	0	31.6	0.197	25	1
323	0	124	70	20	0	27.4	0.254	36	1
324	13	152	90	33	29	26.8	0.731	43	1
325	2	112	75	32	0	35.7	0.148	21	0
326	1	157	72	21	168	25.6	0.123	24	0
327	1	122	64	32	156	35.1	0.692	30	1
328	10	179	70	0	0	35.1	0.200	37	0
329	2	102	86	36	120	45.5	0.127	23	1
330	6	105	70	32	68	30.8	0.122	37	0
331	8	118	72	19	0	23.1	1.476	46	0
332	2	87	58	16	52	32.7	0.166	25	0
333	1	180	0	0	0	43.3	0.282	41	1
334	12	106	80	0	0	23.6	0.137	44	0
335	1	95	60	18	58	23.9	0.260	22	0
336	0	165	76	43	255	47.9	0.259	26	0
337	0	117	0	0	0	33.8	0.932	44	0
338	5	115	76	0	0	31.2	0.343	44	1
339	9	152	78	34	171	34.2	0.893	33	1
340	7	178	84	0	0	39.9	0.331	41	1
341	1	130	70	13	105	25.9	0.472	22	0
342	1	95	74	21	73	25.9	0.673	36	0
343	1	0	68	35	0	32.0	0.389	22	0
344	5	122	86	0	0	34.7	0.290	33	0
345	8	95	72	0	0	36.8	0.485	57	0
346	8	126	88	36	108	38.5	0.349	49	0
347	1	139	46	19	83	28.7	0.654	22	0
348	3	116	0	0	0	23.5	0.187	23	0
349	3	99	62	19	74	21.8	0.279	26	0
350	5	0	80	32	0	41.0	0.346	37	1
351	4	92	80	0	0	42.2	0.237	29	0
352	4	137	84	0	0	31.2	0.252	30	0
353	3	61	82	28	0	34.4	0.243	46	0
354	1	90	62	12	43	27.2	0.580	24	0
355	3	90	78	0	0	42.7	0.559	21	0
356	9	165	88	0	0	30.4	0.302	49	1

357	1	125	50	40	167	33.3	0.962	28	1
358	13	129	0	30	0	39.9	0.569	44	1
359	12	88	74	40	54	35.3	0.378	48	0
360	1	196	76	36	249	36.5	0.875	29	1
361	5	189	64	33	325	31.2	0.583	29	1
362	5	158	70	0	0	29.8	0.207	63	0
363	5	103	108	37	0	39.2	0.305	65	0
364	4	146	78	0	0	38.5	0.520	67	1
365	4	147	74	25	293	34.9	0.385	30	0
366	5	99	54	28	83	34.0	0.499	30	0
367	6	124	72	0	0	27.6	0.368	29	1
368	0	101	64	17	0	21.0	0.252	21	0
369	3	81	86	16	66	27.5	0.306	22	0
370	1	133	102	28	140	32.8	0.234	45	1
371	3	173	82	48	465	38.4	2.137	25	1
372	0	118	64	23	89	0.0	1.731	21	0
373	0	84	64	22	66	35.8	0.545	21	0
374	2	105	58	40	94	34.9	0.225	25	0
375	2	122	52	43	158	36.2	0.816	28	0
376	12	140	82	43	325	39.2	0.528	58	1
377	0	98	82	15	84	25.2	0.299	22	0
378	1	87	60	37	75	37.2	0.509	22	0
379	4	156	75	0	0	48.3	0.238	32	1
380	0	93	100	39	72	43.4	1.021	35	0
381	1	107	72	30	82	30.8	0.821	24	0
382	0	105	68	22	0	20.0	0.236	22	0
383	1	109	60	8	182	25.4	0.947	21	0
384	1	90	62	18	59	25.1	1.268	25	0
385	1	125	70	24	110	24.3	0.221	25	0
386	1	119	54	13	50	22.3	0.205	24	0
387	5	116	74	29	0	32.3	0.660	35	1
388	8	105	100	36	0	43.3	0.239	45	1
389	5	144	82	26	285	32.0	0.452	58	1
390	3	100	68	23	81	31.6	0.949	28	0
391	1	100	66	29	196	32.0	0.444	42	0
392	5	166	76	0	0	45.7	0.340	27	1
393	1	131	64	14	415	23.7	0.389	21	0
394	4	116	72	12	87	22.1	0.463	37	0
395	4	158	78	0	0	32.9	0.803	31	1
396	2	127	58	24	275	27.7	1.600	25	0
397	3	96	56	34	115	24.7	0.944	39	0
398	0	131	66	40	0	34.3	0.196	22	1
399	3	82	70	0	0	21.1	0.389	25	0
400	3	193	70	31	0	34.9	0.241	25	1
401	4	95	64	0	0	32.0	0.161	31	1

402	6	137	61	0	0	24.2	0.151	55	0
403	5	136	84	41	88	35.0	0.286	35	1
404	9	72	78	25	0	31.6	0.280	38	0
405	5	168	64	0	0	32.9	0.135	41	1
406	2	123	48	32	165	42.1	0.520	26	0
407	4	115	72	0	0	28.9	0.376	46	1
408	0	101	62	0	0	21.9	0.336	25	0
409	8	197	74	0	0	25.9	1.191	39	1
410	1	172	68	49	579	42.4	0.702	28	1
411	6	102	90	39	0	35.7	0.674	28	0
412	1	112	72	30	176	34.4	0.528	25	0
413	1	143	84	23	310	42.4	1.076	22	0
414	1	143	74	22	61	26.2	0.256	21	0
415	0	138	60	35	167	34.6	0.534	21	1
416	3	173	84	33	474	35.7	0.258	22	1
417	1	97	68	21	0	27.2	1.095	22	0
418	4	144	82	32	0	38.5	0.554	37	1
419	1	83	68	0	0	18.2	0.624	27	0
420	3	129	64	29	115	26.4	0.219	28	1
421	1	119	88	41	170	45.3	0.507	26	0
422	2	94	68	18	76	26.0	0.561	21	0
423	0	102	64	46	78	40.6	0.496	21	0
424	2	115	64	22	0	30.8	0.421	21	0
425	8	151	78	32	210	42.9	0.516	36	1
426	4	184	78	39	277	37.0	0.264	31	1
427	0	94	0	0	0	0.0	0.256	25	0
428	1	181	64	30	180	34.1	0.328	38	1
429	0	135	94	46	145	40.6	0.284	26	0
430	1	95	82	25	180	35.0	0.233	43	1
431	2	99	0	0	0	22.2	0.108	23	0
432	3	89	74	16	85	30.4	0.551	38	0
433	1	80	74	11	60	30.0	0.527	22	0
434	2	139	75	0	0	25.6	0.167	29	0
435	1	90	68	8	0	24.5	1.138	36	0
436	0	141	0	0	0	42.4	0.205	29	1
437	12	140	85	33	0	37.4	0.244	41	0
438	5	147	75	0	0	29.9	0.434	28	0
439	1	97	70	15	0	18.2	0.147	21	0
440	6	107	88	0	0	36.8	0.727	31	0
441	0	189	104	25	0	34.3	0.435	41	1
442	2	83	66	23	50	32.2	0.497	22	0
443	4	117	64	27	120	33.2	0.230	24	0
444	8	108	70	0	0	30.5	0.955	33	1
445	4	117	62	12	0	29.7	0.380	30	1
446	0	180	78	63	14	59.4	2.420	25	1

447	1	100	72	12	70	25.3	0.658	28	0
448	0	95	80	45	92	36.5	0.330	26	0
449	0	104	64	37	64	33.6	0.510	22	1
450	0	120	74	18	63	30.5	0.285	26	0
451	1	82	64	13	95	21.2	0.415	23	0
452	2	134	70	0	0	28.9	0.542	23	1
453	0	91	68	32	210	39.9	0.381	25	0
454	2	119	0	0	0	19.6	0.832	72	0
455	2	100	54	28	105	37.8	0.498	24	0
456	14	175	62	30	0	33.6	0.212	38	1
457	1	135	54	0	0	26.7	0.687	62	0
458	5	86	68	28	71	30.2	0.364	24	0
459	10	148	84	48	237	37.6	1.001	51	1
460	9	134	74	33	60	25.9	0.460	81	0
461	9	120	72	22	56	20.8	0.733	48	0
462	1	71	62	0	0	21.8	0.416	26	0
463	8	74	70	40	49	35.3	0.705	39	0
464	5	88	78	30	0	27.6	0.258	37	0
465	10	115	98	0	0	24.0	1.022	34	0
466	0	124	56	13	105	21.8	0.452	21	0
467	0	74	52	10	36	27.8	0.269	22	0
468	0	97	64	36	100	36.8	0.600	25	0
469	8	120	0	0	0	30.0	0.183	38	1
470	6	154	78	41	140	46.1	0.571	27	0
471	1	144	82	40	0	41.3	0.607	28	0
472	0	137	70	38	0	33.2	0.170	22	0
473	0	119	66	27	0	38.8	0.259	22	0
474	7	136	90	0	0	29.9	0.210	50	0
475	4	114	64	0	0	28.9	0.126	24	0
476	0	137	84	27	0	27.3	0.231	59	0
477	2	105	80	45	191	33.7	0.711	29	1
478	7	114	76	17	110	23.8	0.466	31	0
479	8	126	74	38	75	25.9	0.162	39	0
480	4	132	86	31	0	28.0	0.419	63	0
481	3	158	70	30	328	35.5	0.344	35	1
482	0	123	88	37	0	35.2	0.197	29	0
483	4	85	58	22	49	27.8	0.306	28	0
484	0	84	82	31	125	38.2	0.233	23	0
485	0	145	0	0	0	44.2	0.630	31	1
486	0	135	68	42	250	42.3	0.365	24	1
487	1	139	62	41	480	40.7	0.536	21	0
488	0	173	78	32	265	46.5	1.159	58	0
489	4	99	72	17	0	25.6	0.294	28	0
490	8	194	80	0	0	26.1	0.551	67	0
491	2	83	65	28	66	36.8	0.629	24	0

492	2	89	90	30	0	33.5	0.292	42	0
493	4	99	68	38	0	32.8	0.145	33	0
494	4	125	70	18	122	28.9	1.144	45	1
495	3	80	0	0	0	0.0	0.174	22	0
496	6	166	74	0	0	26.6	0.304	66	0
497	5	110	68	0	0	26.0	0.292	30	0
498	2	81	72	15	76	30.1	0.547	25	0
499	7	195	70	33	145	25.1	0.163	55	1
500	6	154	74	32	193	29.3	0.839	39	0
501	2	117	90	19	71	25.2	0.313	21	0
502	3	84	72	32	0	37.2	0.267	28	0
503	6	0	68	41	0	39.0	0.727	41	1
504	7	94	64	25	79	33.3	0.738	41	0
505	3	96	78	39	0	37.3	0.238	40	0
506	10	75	82	0	0	33.3	0.263	38	0
507	0	180	90	26	90	36.5	0.314	35	1
508	1	130	60	23	170	28.6	0.692	21	0
509	2	84	50	23	76	30.4	0.968	21	0
510	8	120	78	0	0	25.0	0.409	64	0
511	12	84	72	31	0	29.7	0.297	46	1
512	0	139	62	17	210	22.1	0.207	21	0
513	9	91	68	0	0	24.2	0.200	58	0
514	2	91	62	0	0	27.3	0.525	22	0
515	3	99	54	19	86	25.6	0.154	24	0
516	3	163	70	18	105	31.6	0.268	28	1
517	9	145	88	34	165	30.3	0.771	53	1
518	7	125	86	0	0	37.6	0.304	51	0
519	13	76	60	0	0	32.8	0.180	41	0
520	6	129	90	7	326	19.6	0.582	60	0
521	2	68	70	32	66	25.0	0.187	25	0
522	3	124	80	33	130	33.2	0.305	26	0
523	6	114	0	0	0	0.0	0.189	26	0
524	9	130	70	0	0	34.2	0.652	45	1
525	3	125	58	0	0	31.6	0.151	24	0
526	3	87	60	18	0	21.8	0.444	21	0
527	1	97	64	19	82	18.2	0.299	21	0
528	3	116	74	15	105	26.3	0.107	24	0
529	0	117	66	31	188	30.8	0.493	22	0
530	0	111	65	0	0	24.6	0.660	31	0
531	2	122	60	18	106	29.8	0.717	22	0
532	0	107	76	0	0	45.3	0.686	24	0
533	1	86	66	52	65	41.3	0.917	29	0
534	6	91	0	0	0	29.8	0.501	31	0
535	1	77	56	30	56	33.3	1.251	24	0
536	4	132	0	0	0	32.9	0.302	23	1

537	0	105	90	0	0	29.6	0.197	46	0
538	0	57	60	0	0	21.7	0.735	67	0
539	0	127	80	37	210	36.3	0.804	23	0
540	3	129	92	49	155	36.4	0.968	32	1
541	8	100	74	40	215	39.4	0.661	43	1
542	3	128	72	25	190	32.4	0.549	27	1
543	10	90	85	32	0	34.9	0.825	56	1
544	4	84	90	23	56	39.5	0.159	25	0
545	1	88	78	29	76	32.0	0.365	29	0
546	8	186	90	35	225	34.5	0.423	37	1
547	5	187	76	27	207	43.6	1.034	53	1
548	4	131	68	21	166	33.1	0.160	28	0
549	1	164	82	43	67	32.8	0.341	50	0
550	4	189	110	31	0	28.5	0.680	37	0
551	1	116	70	28	0	27.4	0.204	21	0
552	3	84	68	30	106	31.9	0.591	25	0
553	6	114	88	0	0	27.8	0.247	66	0
554	1	88	62	24	44	29.9	0.422	23	0
555	1	84	64	23	115	36.9	0.471	28	0
556	7	124	70	33	215	25.5	0.161	37	0
557	1	97	70	40	0	38.1	0.218	30	0
558	8	110	76	0	0	27.8	0.237	58	0
559	11	103	68	40	0	46.2	0.126	42	0
560	11	85	74	0	0	30.1	0.300	35	0
561	6	125	76	0	0	33.8	0.121	54	1
562	0	198	66	32	274	41.3	0.502	28	1
563	1	87	68	34	77	37.6	0.401	24	0
564	6	99	60	19	54	26.9	0.497	32	0
565	0	91	80	0	0	32.4	0.601	27	0
566	2	95	54	14	88	26.1	0.748	22	0
567	1	99	72	30	18	38.6	0.412	21	0
568	6	92	62	32	126	32.0	0.085	46	0
569	4	154	72	29	126	31.3	0.338	37	0
570	0	121	66	30	165	34.3	0.203	33	1
571	3	78	70	0	0	32.5	0.270	39	0
572	2	130	96	0	0	22.6	0.268	21	0
573	3	111	58	31	44	29.5	0.430	22	0
574	2	98	60	17	120	34.7	0.198	22	0
575	1	143	86	30	330	30.1	0.892	23	0
576	1	119	44	47	63	35.5	0.280	25	0
577	6	108	44	20	130	24.0	0.813	35	0
578	2	118	80	0	0	42.9	0.693	21	1
579	10	133	68	0	0	27.0	0.245	36	0
580	2	197	70	99	0	34.7	0.575	62	1
581	0	151	90	46	0	42.1	0.371	21	1

582	6	109	60	27	0	25.0	0.206	27	0
583	12	121	78	17	0	26.5	0.259	62	0
584	8	100	76	0	0	38.7	0.190	42	0
585	8	124	76	24	600	28.7	0.687	52	1
586	1	93	56	11	0	22.5	0.417	22	0
587	8	143	66	0	0	34.9	0.129	41	1
588	6	103	66	0	0	24.3	0.249	29	0
589	3	176	86	27	156	33.3	1.154	52	1
590	0	73	0	0	0	21.1	0.342	25	0
591	11	111	84	40	0	46.8	0.925	45	1
592	2	112	78	50	140	39.4	0.175	24	0
593	3	132	80	0	0	34.4	0.402	44	1
594	2	82	52	22	115	28.5	1.699	25	0
595	6	123	72	45	230	33.6	0.733	34	0
596	0	188	82	14	185	32.0	0.682	22	1
597	0	67	76	0	0	45.3	0.194	46	0
598	1	89	24	19	25	27.8	0.559	21	0
599	1	173	74	0	0	36.8	0.088	38	1
600	1	109	38	18	120	23.1	0.407	26	0
601	1	108	88	19	0	27.1	0.400	24	0
602	6	96	0	0	0	23.7	0.190	28	0
603	1	124	74	36	0	27.8	0.100	30	0
604	7	150	78	29	126	35.2	0.692	54	1
605	4	183	0	0	0	28.4	0.212	36	1
606	1	124	60	32	0	35.8	0.514	21	0
607	1	181	78	42	293	40.0	1.258	22	1
608	1	92	62	25	41	19.5	0.482	25	0
609	0	152	82	39	272	41.5	0.270	27	0
610	1	111	62	13	182	24.0	0.138	23	0
611	3	106	54	21	158	30.9	0.292	24	0
612	3	174	58	22	194	32.9	0.593	36	1
613	7	168	88	42	321	38.2	0.787	40	1
614	6	105	80	28	0	32.5	0.878	26	0
615	11	138	74	26	144	36.1	0.557	50	1
616	3	106	72	0	0	25.8	0.207	27	0
617	6	117	96	0	0	28.7	0.157	30	0
618	2	68	62	13	15	20.1	0.257	23	0
619	9	112	82	24	0	28.2	1.282	50	1
620	0	119	0	0	0	32.4	0.141	24	1
621	2	112	86	42	160	38.4	0.246	28	0
622	2	92	76	20	0	24.2	1.698	28	0
623	6	183	94	0	0	40.8	1.461	45	0
624	0	94	70	27	115	43.5	0.347	21	0
625	2	108	64	0	0	30.8	0.158	21	0
626	4	90	88	47	54	37.7	0.362	29	0

627	0	125	68	0	0	24.7	0.206	21	0
628	0	132	78	0	0	32.4	0.393	21	0
629	5	128	80	0	0	34.6	0.144	45	0
630	4	94	65	22	0	24.7	0.148	21	0
631	7	114	64	0	0	27.4	0.732	34	1
632	0	102	78	40	90	34.5	0.238	24	0
633	2	111	60	0	0	26.2	0.343	23	0
634	1	128	82	17	183	27.5	0.115	22	0
635	10	92	62	0	0	25.9	0.167	31	0
636	13	104	72	0	0	31.2	0.465	38	1
637	5	104	74	0	0	28.8	0.153	48	0
638	2	94	76	18	66	31.6	0.649	23	0
639	7	97	76	32	91	40.9	0.871	32	1
640	1	100	74	12	46	19.5	0.149	28	0
641	0	102	86	17	105	29.3	0.695	27	0
642	4	128	70	0	0	34.3	0.303	24	0
643	6	147	80	0	0	29.5	0.178	50	1
644	4	90	0	0	0	28.0	0.610	31	0
645	3	103	72	30	152	27.6	0.730	27	0
646	2	157	74	35	440	39.4	0.134	30	0
647	1	167	74	17	144	23.4	0.447	33	1
648	0	179	50	36	159	37.8	0.455	22	1
649	11	136	84	35	130	28.3	0.260	42	1
650	0	107	60	25	0	26.4	0.133	23	0
651	1	91	54	25	100	25.2	0.234	23	0
652	1	117	60	23	106	33.8	0.466	27	0
653	5	123	74	40	77	34.1	0.269	28	0
654	2	120	54	0	0	26.8	0.455	27	0
655	1	106	70	28	135	34.2	0.142	22	0
656	2	155	52	27	540	38.7	0.240	25	1
657	2	101	58	35	90	21.8	0.155	22	0
658	1	120	80	48	200	38.9	1.162	41	0
659	11	127	106	0	0	39.0	0.190	51	0
660	3	80	82	31	70	34.2	1.292	27	1
661	10	162	84	0	0	27.7	0.182	54	0
662	1	199	76	43	0	42.9	1.394	22	1
663	8	167	106	46	231	37.6	0.165	43	1
664	9	145	80	46	130	37.9	0.637	40	1
665	6	115	60	39	0	33.7	0.245	40	1
666	1	112	80	45	132	34.8	0.217	24	0
667	4	145	82	18	0	32.5	0.235	70	1
668	10	111	70	27	0	27.5	0.141	40	1
669	6	98	58	33	190	34.0	0.430	43	0
670	9	154	78	30	100	30.9	0.164	45	0
671	6	165	68	26	168	33.6	0.631	49	0

672	1	99	58	10	0	25.4	0.551	21	0
673	10	68	106	23	49	35.5	0.285	47	0
674	3	123	100	35	240	57.3	0.880	22	0
675	8	91	82	0	0	35.6	0.587	68	0
676	6	195	70	0	0	30.9	0.328	31	1
677	9	156	86	0	0	24.8	0.230	53	1
678	0	93	60	0	0	35.3	0.263	25	0
679	3	121	52	0	0	36.0	0.127	25	1
680	2	101	58	17	265	24.2	0.614	23	0
681	2	56	56	28	45	24.2	0.332	22	0
682	0	162	76	36	0	49.6	0.364	26	1
683	0	95	64	39	105	44.6	0.366	22	0
684	4	125	80	0	0	32.3	0.536	27	1
685	5	136	82	0	0	0.0	0.640	69	0
686	2	129	74	26	205	33.2	0.591	25	0
687	3	130	64	0	0	23.1	0.314	22	0
688	1	107	50	19	0	28.3	0.181	29	0
689	1	140	74	26	180	24.1	0.828	23	0
690	1	144	82	46	180	46.1	0.335	46	1
691	8	107	80	0	0	24.6	0.856	34	0
692	13	158	114	0	0	42.3	0.257	44	1
693	2	121	70	32	95	39.1	0.886	23	0
694	7	129	68	49	125	38.5	0.439	43	1
695	2	90	60	0	0	23.5	0.191	25	0
696	7	142	90	24	480	30.4	0.128	43	1
697	3	169	74	19	125	29.9	0.268	31	1
698	0	99	0	0	0	25.0	0.253	22	0
699	4	127	88	11	155	34.5	0.598	28	0
700	4	118	70	0	0	44.5	0.904	26	0
701	2	122	76	27	200	35.9	0.483	26	0
702	6	125	78	31	0	27.6	0.565	49	1
703	1	168	88	29	0	35.0	0.905	52	1
704	2	129	0	0	0	38.5	0.304	41	0
705	4	110	76	20	100	28.4	0.118	27	0
706	6	80	80	36	0	39.8	0.177	28	0
707	10	115	0	0	0	0.0	0.261	30	1
708	2	127	46	21	335	34.4	0.176	22	0
709	9	164	78	0	0	32.8	0.148	45	1
710	2	93	64	32	160	38.0	0.674	23	1
711	3	158	64	13	387	31.2	0.295	24	0
712	5	126	78	27	22	29.6	0.439	40	0
713	10	129	62	36	0	41.2	0.441	38	1
714	0	134	58	20	291	26.4	0.352	21	0
715	3	102	74	0	0	29.5	0.121	32	0
716	7	187	50	33	392	33.9	0.826	34	1

717	3	173	78	39	185	33.8	0.970	31	1
718	10	94	72	18	0	23.1	0.595	56	0
719	1	108	60	46	178	35.5	0.415	24	0
720	5	97	76	27	0	35.6	0.378	52	1
721	4	83	86	19	0	29.3	0.317	34	0
722	1	114	66	36	200	38.1	0.289	21	0
723	1	149	68	29	127	29.3	0.349	42	1
724	5	117	86	30	105	39.1	0.251	42	0
725	1	111	94	0	0	32.8	0.265	45	0
726	4	112	78	40	0	39.4	0.236	38	0
727	1	116	78	29	180	36.1	0.496	25	0
728	0	141	84	26	0	32.4	0.433	22	0
729	2	175	88	0	0	22.9	0.326	22	0
730	2	92	52	0	0	30.1	0.141	22	0
731	3	130	78	23	79	28.4	0.323	34	1
732	8	120	86	0	0	28.4	0.259	22	1
733	2	174	88	37	120	44.5	0.646	24	1
734	2	106	56	27	165	29.0	0.426	22	0
735	2	105	75	0	0	23.3	0.560	53	0
736	4	95	60	32	0	35.4	0.284	28	0
737	0	126	86	27	120	27.4	0.515	21	0
738	8	65	72	23	0	32.0	0.600	42	0
739	2	99	60	17	160	36.6	0.453	21	0
740	1	102	74	0	0	39.5	0.293	42	1
741	11	120	80	37	150	42.3	0.785	48	1
742	3	102	44	20	94	30.8	0.400	26	0
743	1	109	58	18	116	28.5	0.219	22	0
744	9	140	94	0	0	32.7	0.734	45	1
745	13	153	88	37	140	40.6	1.174	39	0
746	12	100	84	33	105	30.0	0.488	46	0
747	1	147	94	41	0	49.3	0.358	27	1
748	1	81	74	41	57	46.3	1.096	32	0
749	3	187	70	22	200	36.4	0.408	36	1
750	6	162	62	0	0	24.3	0.178	50	1
751	4	136	70	0	0	31.2	1.182	22	1
752	1	121	78	39	74	39.0	0.261	28	0
753	3	108	62	24	0	26.0	0.223	25	0
754	0	181	88	44	510	43.3	0.222	26	1
755	8	154	78	32	0	32.4	0.443	45	1
756	1	128	88	39	110	36.5	1.057	37	1
757	7	137	90	41	0	32.0	0.391	39	0
758	0	123	72	0	0	36.3	0.258	52	1
759	1	106	76	0	0	37.5	0.197	26	0
760	6	190	92	0	0	35.5	0.278	66	1
761	2	88	58	26	16	28.4	0.766	22	0

762	9	170	74	31	0	44.0	0.403	43	1
763	9	89	62	0	0	22.5	0.142	33	0
764	10	101	76	48	180	32.9	0.171	63	0
765	2	122	70	27	0	36.8	0.340	27	0
766	5	121	72	23	112	26.2	0.245	30	0
767	1	126	60	0	0	30.1	0.349	47	1
768	1	93	70	31	0	30.4	0.315	23	0

Fonte: (SIGILLITO, 1990)

LEGENDA DOS DADOS EM ESTUDO:

X. PACIENTE/MULHER

1. **NUMPREGNAN: números de vezes que ficou grávida**
2. **PLASMAGLUC: concentração de glicose no plasma em teste de tolerância de glicose oral de 2 horas**
3. **DIASTOLICB pressão sanguínea mínima (diastólica) (mm/Hg)**
4. **TRICEPSSKI: dobras na pele do tríceps (mm)**
5. **TWOHRSERUM: aplicações de 2 horas de soro com insulina (um U/ml)**
6. **BODYMASSIN: índice massa corpórea (peso em Kg / (altura em m)2**
7. **DIABETESPE: função de genealogia de diabetes**
8. **AGE: idade Anos)**
9. **CLASS: classe (DIABÉTICA = 1, NÃO DIABÉTICA = 0)**