



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática



Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**CLASSIFICAÇÃO DE VOZES PATOLÓGICAS
UTILIZANDO ANÁLISE PARAMÉTRICA E NÃO
PARAMÉTRICA**

ROBERT RICE BRANDT

Área de Concentração: Processamento da Informação

Orientadores: **Benedito Guimarães Aguiar Neto**
Raimundo Carlos Silvério Freire

Campina Grande, Paraíba, Brasil

Dezembro de 2012



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática



Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

CLASSIFICAÇÃO DE VOZES PATOLÓGICAS UTILIZANDO ANÁLISE PARAMÉTRICA E NÃO PARAMÉTRICA

ROBERT RICE BRANDT

Tese de Doutorado submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Doutor em Ciências no domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação

Orientadores: **Benedito Guimarães Aguiar Neto**
Raimundo Carlos Silvério Freire

Campina Grande, Paraíba, Brasil

Dezembro de 2012

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, meu Criador, Sustentador, e Salvador, pelo dom da vida, pela saúde.

Agradeço a Deus pela maravilhosa família que Ele me concedeu.

Agradeço aos meus orientadores Benedito Guimarães Aguiar Neto (Dr.-Ing.) e Raimundo Carlos Silvério Freire (Dr.) pelos valiosos ensinamentos e incentivos no desenrolar do trabalho.

Agradeço também a Joseana Macêdo Fachine Régis de Araújo (D.Sc.) pelas muitas reuniões para dirimir dúvidas e a Silvana Luciene do Nascimento Cunha Costa (D.Sc.) pelas inúmeras sugestões por correio eletrônico e telefone.

Agradeço ainda aos colegas de trabalho que me incentivaram e apoiaram.

A todos quantos me ajudaram, diretamente ou indiretamente, na realização deste projeto, meu muitíssimo obrigado.

À Universidade Federal de Campina Grande, ao Centro de Engenharia Elétrica e Informática, ao Departamento de Engenharia Elétrica, e à Copele.

Resumo

A voz é um instrumento muito útil na comunicação humana, mas que pode ser prejudicada por diversas patologias e a identificação destas patologias é um passo importante para o seu tratamento. A análise acústica é uma técnica não invasiva para auxílio ao diagnóstico de patologias. Nesta tese, é utilizada a análise acústica de sinais de voz para classificar vozes como normais ou patológicas, empregando características paramétricas e não paramétricas do sinal de voz. A discriminação não paramétrica inclui análise das perturbações em frequência (*jitter*), em amplitude (*shimmer*), e suas variações, bem como a presença de ruído glotal. A discriminação paramétrica inclui análise por predição linear (LPC) e cepstral. Esta tese contempla a classificação de vozes em patológicas ou não patológicas e, ainda, no grupo patológico, faz discriminação entre edema, paralisia ou outra patologia. Utilizando divisão por gênero e combinando as características não paramétricas com as paramétricas em um vetor híbrido de características na classificação de vozes, em patológicas e não patológicas, obteve-se taxa de acerto em torno dos 94,6% para vozes masculinas e 87,3% para as vozes femininas. Na classificação entre vozes afetadas por edema e vozes afetadas por outras patologias a taxa de acerto foi de 77,1% para vozes masculinas e 54,3% para vozes femininas. Na discriminação entre vozes com paralisia e vozes afetadas por outras patologias, a taxa de acerto foi de 60,0% para as vozes masculinas e 68,6% para as vozes femininas. Na discriminação entre vozes afetadas por edema e vozes afetadas por paralisia a taxa de acerto foi de 73,5% para as vozes masculinas e 62,5% para as vozes femininas. A utilização de vetores híbridos (contendo informações paramétricas e não paramétricas) para a discriminação de vozes em normal e patológica, mostrou-se bastante promissor. Na discriminação entre patologias, o vetor híbrido não proporcionou melhorias.

Palavras-chave: Análise Acústica, Vozes Saudáveis, Vozes Patológicas, Modelagem Híbrida.

Abstract

Voice is very important in human communication, but pathologies can hinder this communication. The identification of pathologies is an important step for any treatment. Acoustic analysis is a non-invasive technique that can help in pathologic diagnosis. Voice signal acoustic analysis is used in this thesis to classify voices as healthy or pathological, using parametric and non-parametric features of the voice signal. The non-parametric features include frequency perturbations (jitter), amplitude perturbations (shimmer), and their variations, along with the presence of glottal noise. The parametric features include Linear Predictive Coding (LPC) and cepstral analysis. This thesis aims to classify voices as normal or pathological, and in the pathological group checks for Edema and Paralysis. Results indicate that, using parametric and non-parametric features, classification between normal and pathological can be achieved with an accuracy rate of 94.6% for male voices and 87.3% for female voices. In checking for edema, the accuracy rate was 77.1% for male voices and 54.3% for female voices. In checking for paralysis the accuracy rate was 60.0% for male voices and 68.6% for female voices. In discriminating between voices affected by edema and by paralysis, the accuracy rate obtained was 73.5% for male voices and 62.5% for female voices. The use of a hybrid vector composed of parametric and non-parametric features to classify voices as normal or pathological, is very promising. On the other hand, the classification between pathologies did not improve the parametric feature classification.

Keywords: Acoustical Analysis, Healthy voices, Pathological voices, Hybrid Modeling.

Sumário

1	Introdução.....	1
1.1	Caracterização do Problema	1
1.2	Motivação	2
1.3	Objetivos da Pesquisa	3
1.3.1	Objetivo Geral.....	3
1.3.2	Objetivos Específicos.....	3
1.4	Organização do Trabalho	4
2	Revisão Bibliográfica.....	5
2.1	Introdução	5
2.2	Representação das características da forma de onda	5
2.3	Representações Paramétricas	6
2.4	Enfoque do Trabalho	7
2.5	Discussão	7
3	A Fisiologia da Voz Humana e Patologias da Laringe	10
3.1	Introdução	10
3.2	Anatomia.....	10
3.3	Patologias da Laringe.....	11
3.3.1	Edema de Reinke	12
3.3.2	Nódulo.....	12
3.3.3	Paralisia.....	13
3.4	Discussão	14
4	Caracterização de Sinais de Voz	15
4.1	Caracterização de Sinais de Voz para Análise Não Paramétrica.....	15
4.1.1	<i>Jitter</i> Absoluto.....	16
4.1.2	Quociente de Perturbação do período de <i>pitch</i>	17

4.1.3	<i>Jitter</i> relativo	17
4.1.4	Média Relativa da Perturbação	17
4.1.5	<i>Shimmer</i> em dB	18
4.1.6	Quociente de Perturbação da Amplitude	18
4.1.7	<i>Shimmer</i> Relativo	18
4.1.8	Quociente de Perturbação da Amplitude Suavizado	19
4.1.9	Razão Ruído-Harmônico.....	19
4.2	Caracterização de Sinais de Voz para Análise Paramétrica.....	20
4.2.1	Análise por Predição Linear.....	21
4.2.2	Análise Cepstral	22
4.3	Discussão	23
5	Abordagem Metodológica Utilizada para Classificação de Vozes Patológicas.....	25
5.1	Introdução	25
5.2	Base de Dados.....	27
5.3	Características Não Paramétricas.....	28
5.4	Características Paramétricas	29
5.4.1	Pré-processamento	29
5.4.2	Análise por Predição Linear.....	32
5.4.3	Análise Cepstral	32
5.5	Abordagem Híbrida	32
5.6	Classificação	34
5.6.1	Introdução	34
5.6.2	Classificador em árvore binária	36
5.6.3	Classificador utilizando máquina de vetores de suporte	36
5.6.4	Classificador Multiclasse	36
5.6.5	Classificador <i>perceptron</i> multicamada	37
5.7	Discussão	38

6	Apresentação e Análise dos Resultados	39
6.1	Introdução	39
6.2	Classificação Normal <i>versus</i> Patológico.....	40
6.2.1	Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido	40
6.2.2	Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido	41
6.2.3	Utilização de vetor com dicionário representativo LPC	42
6.2.4	Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral	43
6.2.5	Observações sobre a classificação normal <i>versus</i> patológico	44
6.3	Classificação Edema <i>versus</i> Outras patologias.....	45
6.3.1	Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido	45
6.3.2	Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido	46
6.3.3	Utilização de vetor com dicionário representativo LPC	47
6.3.4	Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral	48
6.3.5	Observações sobre a classificação edema <i>versus</i> outras patologias.....	49
6.4	Classificação Paralisia <i>versus</i> Outras Patologias.....	49
6.4.1	Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido	49
6.4.2	Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido	50
6.4.3	Utilização de vetor com dicionário representativo LPC	50
6.4.4	Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral	51
6.5	Classificação Edema <i>versus</i> Paralisia	52
6.5.1	Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido	52
6.5.2	Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido	53
6.5.3	Utilização de vetor com dicionário representativo LPC	54
6.5.4	Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral	55
6.6	Resumo dos resultados.....	56
6.7	Discussão	59
7	Considerações Finais e Sugestões para Trabalhos Futuros.....	60

7.1	Introdução	60
7.2	Limitações da base de dados.....	60
7.3	Resumo da Pesquisa.....	61
7.4	Contribuições	62
7.5	Artigos publicados	62
7.6	Sugestões para trabalhos futuros.....	62
	Referências Bibliográficas	64
	APÊNDICE A – Resultados completos.....	70
	ANEXO A – Sinais de Voz Utilizados.....	137
	ANEXO B – Algumas das Características Acústicas avaliadas no MDVP	139

Lista de Figuras

Figura 2.1 - Representações de sinais de voz.	5
Figura 3.1 – Parte do aparelho fonador.	10
Figura 3.2 – Edema de Reinke bilateral.	12
Figura 3.3 – Nódulos na laringe.	13
Figura 3.4 – Paralisia unilateral da laringe.	13
Figura 4.1 – Modelo típico de produção de voz digital, em que A_v e A_u são fatores de ganho para o controle da amplitude, e $S(n)$ a voz sintetizada.	20
Figura 5.1 – Sinal de voz saudável (arquivo AXH1NAL).	25
Figura 5.2 – Sinal de voz com edema de Reinke (arquivo ANA15AN).	26
Figura 5.3 – Sinal de voz com nódulos (arquivo CLS13AN).	26
Figura 5.4 – Sinal de voz com paralisia (arquivo ABB09AN).	26
Figura 5.5 - Sequência das etapas de classificação.	27
Figura 5.6 – Pré-processamento dos sinais de voz para análise paramétrica.	30
Figura 5.7 – Segmentação do arquivo de voz, com 50% de sobreposição.	31
Figura 5.8 – Formação do vetor híbrido.	33
Figura 5.9 – Classificador binário em árvore.	36
Figura 5.10 – Classificador <i>perceptron</i> multicamada com oito neurônios de entrada, uma camada com quatro neurônios na camada escondida, e dois neurônios de saída (três camadas ao todo).	37

Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Formação do Vetor.	34
Tabela 6.1 – Resumo dos métodos utilizados na etapa de classificação.	40
Tabela 6.2 – Graus de acerto na classificação normal <i>versus</i> patológico utilizando os métodos 1 e 2.	41
Tabela 6.3 - Graus de acerto na classificação normal <i>versus</i> patológico utilizando os métodos 3 e 4.	42
Tabela 6.4 - Graus de acerto na classificação normal <i>versus</i> patológico utilizando os métodos 5 e 6.	43
Tabela 6.5 - Graus de acerto na classificação normal <i>versus</i> patológico utilizando os métodos 7 e 8.	44
Tabela 6.6 – Comparação entre acertos de alguns autores	45
Tabela 6.7 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 1 e 2.....	46
Tabela 6.8 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 3 e 4.....	47
Tabela 6.9 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 5 e 6.....	48
Tabela 6.10 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 7 e 8.....	48
Tabela 6.11 - Graus de acerto na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 1 e 2.....	49
Tabela 6.12 - Graus de acerto na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 3 e 4.....	50
Tabela 6.13 - Graus de acerto na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 5 e 6.....	51
Tabela 6.14 - Graus de acerto na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias utilizando os métodos 7 e 8.....	52
Tabela 6.15 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> paralisia utilizando os métodos 1 e 2.	53
Tabela 6.16 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> paralisia utilizando os métodos 3 e 4.	54

Tabela 6.17 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> paralisia utilizando os métodos 5 e 6.	55
Tabela 6.18 - Graus de acerto na classificação edema <i>versus</i> paralisia utilizando os métodos 7 e 8.	56
Tabela 6.19 – Resumo dos acertos máximos na classificação normal <i>versus</i> patológico.	56
Tabela 6.20 – Resumo dos acertos máximos na classificação edema <i>versus</i> outras patologias.	57
Tabela 6.21 – Resumo dos acertos máximos na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias.	57
Tabela 6.22 – Resumo dos acertos máximos na classificação edema <i>versus</i> paralisia.	57
Tabela 6.23 – Resumo final dos acertos na classificação normal <i>versus</i> patológico.	58
Tabela 6.24 – Resumo final dos acertos na classificação edema <i>versus</i> outras patologias.	58
Tabela 6.25 – Resumo final dos acertos na classificação paralisia <i>versus</i> outras patologias.	58
Tabela 6.26 – Resumo final dos acertos na classificação edema <i>versus</i> paralisia.	58
Tabela AP.1 – Tipo 1, SP, H5C, classificador árvore binária.	71
Tabela AP.2 – Tipo 1, SP, H5C, classificador LibSVM.	71
Tabela AP.3 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MultiClasse.	71
Tabela AP.4 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	71
Tabela AP.5 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	72
Tabela AP.6 – Tipo 1, CP, H5C, classificador árvore binária.	72
Tabela AP.7 – Tipo 1, CP, H5C, classificador LibSVM.	72
Tabela AP.8 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MultiClasse.	72
Tabela AP.9 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	73
Tabela AP.10 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	73
Tabela AP.11 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	73
Tabela AP.12 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	73
Tabela AP.13 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	74
Tabela AP.14 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	74
Tabela AP.15 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	74
Tabela AP.16 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	74
Tabela AP.17 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	75
Tabela AP.18 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	75
Tabela AP.19 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	75

Tabela AP.20 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	75
Tabela AP.21 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.....	76
Tabela AP.22 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.....	76
Tabela AP.23 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.....	76
Tabela AP.24 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	76
Tabela AP.25 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	77
Tabela AP.26 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.	77
Tabela AP.27 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.	77
Tabela AP.28 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.	77
Tabela AP.29 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	78
Tabela AP.30 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	78
Tabela AP.31 – Tipo 1, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.....	78
Tabela AP.32 – Tipo 1, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.....	78
Tabela AP.33 – Tipo 1, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.	79
Tabela AP.34 – Tipo 1, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.	79
Tabela AP.35 – Tipo 1, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	79
Tabela AP.36 – Tipo 1, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	79
Tabela AP.37 – Tipo 1, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	80
Tabela AP.38 – Tipo 1, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	80
Tabela AP.39 – Tipo 1, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	80
Tabela AP.40 – Tipo 1, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	80
Tabela AP.41 – Tipo 1, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	81
Tabela AP.42 – Tipo 1, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	81
Tabela AP.43 – Tipo 1, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	81
Tabela AP.44 – Tipo 1, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	81
Tabela AP.45 – Tipo 1, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	82
Tabela AP.46 – Tipo 1, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	82
Tabela AP.47 – Tipo 1, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	82
Tabela AP.48 – Tipo 1, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	82
Tabela AP.49 – Tipo 1, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	83
Tabela AP.50 – Tipo 1, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	83
Tabela AP.51 – Tipo 1, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	83
Tabela AP.52 – Tipo 1, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	83

Tabela AP.53 – Tipo 1, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	84
Tabela AP.54 – Tipo 1, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	84
Tabela AP.55 – Tipo 1, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	84
Tabela AP.56 – Tipo 1, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	84
Tabela AP.57 – Tipo 1, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	85
Tabela AP.58 – Tipo 1, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	85
Tabela AP.59 – Tipo 1, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	85
Tabela AP.60 – Tipo 1, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	85
Tabela AP.61 – Tipo 1, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	86
Tabela AP.62 – Tipo 1, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	86
Tabela AP.63 – Tipo 1, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	86
Tabela AP.64 – Tipo 1, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	86
Tabela AP.65 – Tipo 1, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	87
Tabela AP.66 – Tipo 1, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	87
Tabela AP.67 – Tipo 2, SP, H5C, classificador árvore binária.	87
Tabela AP.68 – Tipo 2, SP, H5C, classificador LibSVM.	87
Tabela AP.69 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MultiClasse.	88
Tabela AP.70 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	88
Tabela AP.71 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	88
Tabela AP.72 – Tipo 2, CP, H5C, classificador árvore binária.	88
Tabela AP.73 – Tipo 2, CP, H5C, classificador LibSVM.	89
Tabela AP.74 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MultiClasse.	89
Tabela AP.75 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	89
Tabela AP.76 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	89
Tabela AP.77 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	90
Tabela AP.78 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	90
Tabela AP.79 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	90
Tabela AP.80 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	90
Tabela AP.81 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	91
Tabela AP.82 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	91
Tabela AP.83 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	91
Tabela AP.84 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	91
Tabela AP.85 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	92

Tabela AP.86 – Tipo 2 CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	92
Tabela AP.87 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.....	92
Tabela AP.88 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.....	92
Tabela AP.89 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.....	93
Tabela AP.90 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	93
Tabela AP.91 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	93
Tabela AP.92 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.	93
Tabela AP.93 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.	94
Tabela AP.94 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.	94
Tabela AP.95 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	94
Tabela AP.96 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	94
Tabela AP.97 – Tipo 2, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.....	95
Tabela AP.98 – Tipo 2, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.....	95
Tabela AP.99 – Tipo 2, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.	95
Tabela AP.100 – Tipo 2, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.	95
Tabela AP.101 – Tipo 2, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	96
Tabela AP.102 – Tipo 2, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	96
Tabela AP.103 – Tipo 2, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	96
Tabela AP.104 – Tipo 2, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	96
Tabela AP.105 – Tipo 2, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	97
Tabela AP.106 – Tipo 2, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	97
Tabela AP.107 – Tipo 2, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	97
Tabela AP.108 – Tipo 2, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	97
Tabela AP.109 – Tipo 2, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	98
Tabela AP.110 – Tipo 2, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	98
Tabela AP.111 – Tipo 2, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	98
Tabela AP.112 – Tipo 2, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	98
Tabela AP.113 – Tipo 2, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	99
Tabela AP.114 – Tipo 2, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	99
Tabela AP.115 – Tipo 2, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	99
Tabela AP.116 – Tipo 2, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	99
Tabela AP.117 – Tipo 2, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	100
Tabela AP.118 – Tipo 2, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	100

Tabela AP.119 – Tipo 2, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	100
Tabela AP.120 – Tipo 2, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	100
Tabela AP.121 – Tipo 2, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	101
Tabela AP.122 – Tipo 2, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	101
Tabela AP.123 – Tipo 2, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	101
Tabela AP.124 – Tipo 2, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	101
Tabela AP.125 – Tipo 2, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	102
Tabela AP.126 – Tipo 2, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	102
Tabela AP.127 – Tipo 2, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	102
Tabela AP.128 – Tipo 2, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	102
Tabela AP.129 – Tipo 2, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	103
Tabela AP.130 – Tipo 2, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	103
Tabela AP.131 – Tipo 2, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	103
Tabela AP.132 – Tipo 2, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	103
Tabela AP.133 – Tipo 3, SP, H5C, classificador árvore binária.	104
Tabela AP.134 – Tipo 3, SP, H5C, classificador LibSVM.	104
Tabela AP.135 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MultiClasse.	104
Tabela AP.136 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	104
Tabela AP.137 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	105
Tabela AP.138 – Tipo 3, CP, H5C, classificador árvore binária.	105
Tabela AP.139 – Tipo 3, CP, H5C, classificador LibSVM.	105
Tabela AP.140 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MultiClasse.	105
Tabela AP.141 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	106
Tabela AP.142 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	106
Tabela AP.143 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	106
Tabela AP.144 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	106
Tabela AP.145 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	107
Tabela AP.146 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	107
Tabela AP.147 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	107
Tabela AP.148 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	107
Tabela AP.149 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	108
Tabela AP.150 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	108
Tabela AP.151 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	108

Tabela AP.152 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	108
Tabela AP.153 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.....	109
Tabela AP.154 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.....	109
Tabela AP.155 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.....	109
Tabela AP.156 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	109
Tabela AP.157 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	110
Tabela AP.158 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.	110
Tabela AP.159 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.	110
Tabela AP.160 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.	110
Tabela AP.161 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	111
Tabela AP.162 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	111
Tabela AP.163 – Tipo 3, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.....	111
Tabela AP.164 – Tipo 3, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.....	111
Tabela AP.165 – Tipo 3, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.	112
Tabela AP.166 – Tipo 3, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.	112
Tabela AP.167 – Tipo 3, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	112
Tabela AP.168 – Tipo 3, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	112
Tabela AP.169 – Tipo 3, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	113
Tabela AP.170 – Tipo 3, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	113
Tabela AP.171 – Tipo 3, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	113
Tabela AP.172 – Tipo 3, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	113
Tabela AP.173 – Tipo 3, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	114
Tabela AP.174 – Tipo 3, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	114
Tabela AP.175 – Tipo 3, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	114
Tabela AP.176 – Tipo 3, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	114
Tabela AP.177 – Tipo 3, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	115
Tabela AP.178 – Tipo 3, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	115
Tabela AP.179 – Tipo 3, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	115
Tabela AP.180 – Tipo 3, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	115
Tabela AP.181 – Tipo 3, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	116
Tabela AP.182 – Tipo 3, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	116
Tabela AP.183 – Tipo 3, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	116
Tabela AP.184 – Tipo 3, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	116

Tabela AP.185 – Tipo 3, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	117
Tabela AP.186 – Tipo 3, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	117
Tabela AP.187 – Tipo 3, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	117
Tabela AP.188 – Tipo 3, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	117
Tabela AP.189 – Tipo 3, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	118
Tabela AP.190 – Tipo 3, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	118
Tabela AP.191 – Tipo 3, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	118
Tabela AP.192 – Tipo 3, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	118
Tabela AP.193 – Tipo 3, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	119
Tabela AP.194 – Tipo 3, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	119
Tabela AP.195 – Tipo 3, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	119
Tabela AP.196 – Tipo 3, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	119
Tabela AP.197 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	120
Tabela AP.198 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	120
Tabela AP.199 – Tipo 4, SP, H5C, classificador árvore binária.	120
Tabela AP.200 – Tipo 4, SP, H5C, classificador LibSVM.	120
Tabela AP.201 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MultiClasse.	121
Tabela AP.202 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	121
Tabela AP.203 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	121
Tabela AP.204 – Tipo 4, CP, H5C, classificador árvore binária.	121
Tabela AP.205 – Tipo 4, CP, H5C, classificador LibSVM.	122
Tabela AP.206 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MultiClasse.	122
Tabela AP.207 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.	122
Tabela AP.208 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.	122
Tabela AP.209 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	123
Tabela AP.210 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	123
Tabela AP.211 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	123
Tabela AP.212 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	123
Tabela AP.213 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	124
Tabela AP.214 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.	124
Tabela AP.215 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.	124
Tabela AP.216 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.	124
Tabela AP.217 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	125

Tabela AP.218 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	125
Tabela AP.219 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.....	125
Tabela AP.220 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.....	125
Tabela AP.221 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.....	126
Tabela AP.222 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	126
Tabela AP.223 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	126
Tabela AP.224 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.	126
Tabela AP.225 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.	127
Tabela AP.226 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.	127
Tabela AP.227 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	127
Tabela AP.228 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	127
Tabela AP.229 – Tipo 4, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.....	128
Tabela AP.230 – Tipo 4, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.....	128
Tabela AP.231 – Tipo 4, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.	128
Tabela AP.232 – Tipo 4, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.	128
Tabela AP.233 – Tipo 4, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	129
Tabela AP.234 – Tipo 4, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	129
Tabela AP.235 – Tipo 4, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	129
Tabela AP.236 – Tipo 4, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	129
Tabela AP.237 – Tipo 4, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	130
Tabela AP.238 – Tipo 4, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	130
Tabela AP.239 – Tipo 4, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	130
Tabela AP.240 – Tipo 4, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	130
Tabela AP.241 – Tipo 4, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.	131
Tabela AP.242 – Tipo 4, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.	131
Tabela AP.243 – Tipo 4, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.....	131
Tabela AP.244 – Tipo 4, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.....	131
Tabela AP.245 – Tipo 4, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	132
Tabela AP.246 – Tipo 4, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	132
Tabela AP.247 – Tipo 4, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.....	132
Tabela AP.248 – Tipo 4, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.....	132
Tabela AP.249 – Tipo 4, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.....	133
Tabela AP.250 – Tipo 4, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.....	133

Tabela AP.251 – Tipo 4, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	133
Tabela AP.252 – Tipo 4, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	133
Tabela AP.253 – Tipo 4, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	134
Tabela AP.254 – Tipo 4, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	134
Tabela AP.255 – Tipo 4, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.	134
Tabela AP.256 – Tipo 4, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.	134
Tabela AP.257 – Tipo 4, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	135
Tabela AP.258 – Tipo 4, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	135
Tabela AP.259 – Tipo 4, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.	135
Tabela AP.260 – Tipo 4, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.	135
Tabela AP.261 – Tipo 4, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	136
Tabela AP.262 – Tipo 4, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	136
Tabela AP.263 – Tipo 4, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.	136
Tabela AP.264 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.	136
Tabela AN.265 – Vozes normais utilizadas nas análises.	137
Tabela AN.266 – Vozes afetadas por edema utilizadas nas análises.	137
Tabela AN.267 – Vozes afetadas por nódulos utilizadas nas análises.	138
Tabela AN.268 – Vozes afetadas por paralisia utilizadas nas análises.	138

Lista de Quadros

Quadro 2.1 – Quadro comparativo de trabalhos relacionados.....	8
--	---

Lista de Acrônimos

APQ	Quociente de Perturbação da Amplitude
ATRI	Índice de Intensidade da Amplitude do Tremor
Fatr	Frequência do Tremor da Amplitude
GNE	Razão do Sinal Glotal para o Ruído
Jita	<i>Jitter</i> Absoluto
Jitt	<i>Jitter</i> percentual
LPC	<i>Linear Predictive Coding</i>
MDVP	<i>Multi-Dimensional Voice Program</i>
MLP	<i>MultiLayer Perceptron</i>
NHR	Razão Ruído-Harmônico
PPQ	Quociente de Perturbação do Período do <i>Pitch</i> (<i>Pitch Perturbation Quotient</i>)
RAP	Média Relativa da Perturbação
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
sAPQ	Quociente de Perturbação da Amplitude suavizado
ShdB	<i>Shimmer</i> em dB
Shim	<i>Shimmer</i> percentual
sPPQ	Quociente de Perturbação do Período do <i>Pitch</i> suavizado
vAm	Coefficiente de Variação da Amplitude de Pico
VTI	Índice de Turbulência da Voz

1 Introdução

O ser humano é por natureza um animal social. Ele é o único entre os animais que se comunica pela fala ^[1]. A fala é uma das ferramentas utilizadas para a comunicação entre seres humanos, em sociedade.

A voz humana é um instrumento de comunicação bastante eficaz. A voz faz parte de um conjunto de meios de comunicação do indivíduo com o meio exterior, particularmente com seus semelhantes. “Na espécie humana, a voz representa uma forma importante de comunicação entre as pessoas, tornando-se uma das extensões mais fortes de nossa personalidade” ^[2]. A voz expressa as condições individuais (físicas ou emocionais) e, caso o indivíduo não esteja em condições saudáveis, a voz deixará transparecer esse problema, podendo “comprometer a fala e conseqüentemente, a comunicação” ^[3].

“A voz é um atributo que está diretamente relacionado à idade, ao sexo e à situação emocional do falante. Embora seja um som harmônico, não é homogêneo, pois apresenta variações melódicas e articulatórias de acordo com o idioma” ^[4]. A partir unicamente da voz é possível identificar um conjunto de características de uma pessoa, incluindo seu estado emocional e seu estado de saúde ^[5].

A voz humana, a articulação e a linguagem são os principais elementos da produção da fala humana ^[6]. “Do ponto de vista físico, a voz é o som produzido pela vibração das pregas vocais à passagem do ar através da laringe e modificado pelas cavidades situadas abaixo e acima dela, ditas cavidades de ressonância.” ^[2].

1.1 Caracterização do Problema

Infelizmente, existem diversas patologias que podem comprometer a qualidade da voz, reduzindo a eficiência da comunicação. Algumas dessas doenças estão relacionadas às patologias do trato vocal, enquanto outras são provocadas por doenças neurodegenerativas ^[7,8,9]. Quanto mais cedo as patologias são identificadas e tratadas, melhor a qualidade de vida do indivíduo. Existe, portanto, uma necessidade de detectar precocemente qualquer doença que porventura venha a acometer alguém, para melhorar as chances de cura.

A primeira etapa para o sucesso na correção de patologias é a descoberta das causas específicas da desordem da voz ^[6]. As avaliações acústicas, baseadas nas medições acústicas,

podem ser utilizadas para diagnosticar a presença de patologias, além de serem úteis nas avaliações do “antes” e “depois” daqueles que se submetem a cirurgias do trato vocal.

Com o desenvolvimento de técnicas computacionais específicas “para a análise de parâmetros vocais, modificou-se o lento e trabalhoso processo laboratorial executado pelos profissionais que trabalham com a voz, surgindo rápidas análises superiores às utilizadas anteriormente” [3,10].

A análise acústica do sinal de voz tem alcançado avanços significativos nos últimos anos. Pode-se atribuir esse crescimento a diversos fatores, entre os quais a diminuição do custo computacional, e a facilidade da obtenção de sinais de voz por meios não invasivos.

A utilização da análise acústica, técnica baseada no processamento digital do sinal de voz, pode auxiliar no diagnóstico de desordens vocais, na classificação de doenças da voz, e na pré-deteção de patologias. Essa técnica pode, também, ser utilizada para avaliação objetiva de alterações da função vocal, tratamentos farmacológicos, avaliações de cirurgias e de reabilitação [7,11].

Estudos têm utilizado diversos métodos para detecção patológica, incluindo: predição linear, análise cepstral, estimação de ruído glotal, características baseadas na frequência e amplitude da voz e parâmetros baseados no modelo de produção da fala e percepção auditiva [12,13,11,14,15,16].

Atualmente, exames não invasivos estão sendo utilizados em pacientes, como complemento aos exames tradicionais de escuta da voz do paciente e da inspeção das dobras vocais, para detectar a presença ou não de patologias [17,18]. Existe a necessidade de aprimorar essas avaliações não invasivas na tentativa de melhorar a taxa de acertos quanto a ser a voz patológica ou não, bem como permitir a diferenciação entre patologias.

1.2 Motivação

Conforme Stemple, Glaze e Klaben [6], nos anos de 1930, o estudo da voz e a prática da terapia vocal foram beneficiados com a publicação de dois livros: *The Rehabilitation of Speech* por West, Kennedy e Carr, e *Speech Correction Principles and Methods*, por Charles Van Riper. Estes autores entendiam que quando a voz era desordenada sempre havia uma razão e, se estudada corretamente, a causa seria encontrada. As causas podem ser

neuropatológicas, emocionais, o resultado de hábitos vocais impróprios ou patologia estrutural [6].

O diagnóstico é o processo de descoberta da causa de certos sintomas [6]. O uso da análise acústica pode auxiliar no diagnóstico de patologias da voz, um passo importante no tratamento de diversas patologias.

Com o aprimoramento da análise acústica, o grau de acertos na discriminação das patologias pode ser maior, possibilitando a identificação precoce de patologias.

No estudo do estado da arte, realizado neste trabalho, não foi encontrada uma característica única que seja capaz de diferenciar, de forma eficiente, entre vozes saudáveis (normais) e patológicas [19,20]. Neste trabalho, pretende-se analisar conjuntamente diversas características para melhorar a discriminação entre vozes saudáveis e patológicas, bem como buscar meios para realizar a discriminação entre patologias.

1.3 Objetivos da Pesquisa

1.3.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo realizar a classificação de sinais de voz, em patológicos e não patológicos, e a discriminação entre patologias do trato vocal, baseada na análise não paramétrica (clássica) e na análise paramétrica (a partir da modelagem por predição linear (LPC) da produção da fala).

1.3.2 Objetivos Específicos

A partir do objetivo geral, pode-se destacar os seguintes objetivos específicos:

- Estimação de características do sinal de voz utilizando análise não paramétrica, baseada em perturbações de amplitude, perturbações de frequência, e presença de ruído glotal;
- Estimação de características do sinal de voz a partir da análise baseada no modelo LPC de produção da fala;
- Estimação de características do sinal de voz utilizando análise cepstral por abordagem paramétrica;
- Análise da eficiência do uso de diversos classificadores para classificação de patologias do trato vocal a partir da modelagem acústica híbrida (formada por elementos paramétricos e não paramétricos).

- Classificação do sinal de voz como patológico ou não patológico;
- Classificação do sinal de voz patológico em voz com edema, voz com paralisia ou voz com outra patologia.

1.4 Organização do Trabalho

No presente capítulo é apresentada a contextualização da pesquisa juntamente com os seus objetivos. No Capítulo 2 são apresentados trabalhos relevantes da área, bem como um quadro comparativo entre os métodos utilizados.

No Capítulo 3 é apresentada a fisiologia de produção da voz humana, e algumas das patologias que podem acometê-la.

No Capítulo 4 é descrita a fundamentação teórica das diversas técnicas para caracterização de sinais de voz. São apresentadas algumas características não paramétricas, incluindo características baseadas na perturbação de amplitude e de frequência do sinal de voz. É feita uma avaliação das características clássicas (*jitter*, *shimmer* e suas variações) que mais se adequam à discriminação entre vozes normais e vozes patológicas. É também descrita a caracterização, baseada no modelo LPC de produção da fala (análise paramétrica).

A metodologia utilizada é descrita no Capítulo 5. A apresentação e a avaliação dos resultados obtidos estão descritas no Capítulo 6. No Capítulo 7 estão as considerações finais e sugestões para trabalhos futuros.

No Apêndice A estão as tabelas completas dos resultados obtidos.

No Anexo A se encontra a listagem dos sinais de voz utilizados neste trabalho. No Anexo B encontra-se a descrição de algumas das características acústicas avaliadas pelo MDVP (*Multi-Dimensional Voice Program*).

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Introdução

Os sintomas principais da patologia da laringe são provocados por mudanças na frequência fundamental, na intensidade da voz, ou na qualidade da voz ^[8]. A análise acústica tem ganhado força na discriminação de vozes patológicas nos últimos anos, principalmente por utilizar métodos não invasivos e por fornecer dados quantitativos para serem utilizados em avaliações objetivas (menos subjetivas).

As representações das características acústicas do sinal de voz podem ser divididas em dois grandes grupos: representação de características da forma de onda, e representação paramétrica, conforme ilustrado na Figura 2.1 ^[21]. A representação das características extraídas da forma de onda inclui as técnicas de análise acústica que envolvem perturbações de amplitude (*shimmer*) e de frequência (*jitter*), bem como as de estimação do ruído glotal. As representações paramétricas envolvem as técnicas baseadas no modelo por predição linear, análise cepstral e no modelo de percepção auditiva.

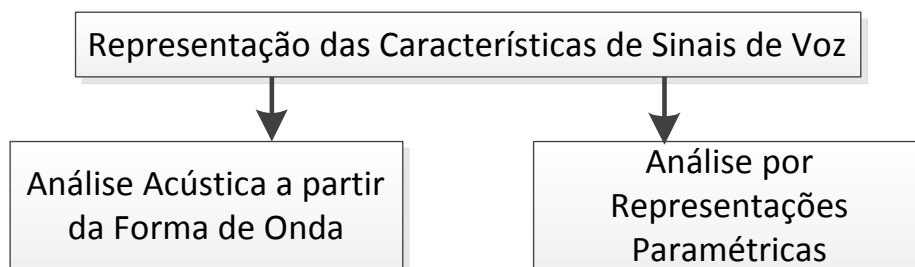


Figura 2.1 - Representações de sinais de voz.

2.2 Representação das características da forma de onda

Considerada a forma clássica de representação das características acústicas do sinal de voz, o método de representação por formas de onda vem sendo utilizado e aperfeiçoado há muito tempo. Em 1961, Lieberman ^[22] estudou as perturbações da frequência fundamental da voz. De acordo com Michaelis, Gramss e Strube ^[23], Lieberman foi o primeiro a propor uma característica acústica para utilização na análise da voz patológica.

No decênio de 1970, já era sentida a necessidade de encontrar formas objetivas para a realização da detecção precoce de patologias da laringe. Davis ^[8] verificou que os métodos que usam análise acústica da voz são mais objetivos do que os métodos auditivos na avaliação

terapêutica da voz. A proposta de Davis era calcular a filtragem inversa residual (*residue inverse filtering*) do sinal de voz, para avaliar precocemente casos de patologia e monitorar o progresso durante terapia a da voz.

Em 1986, Milenkovic também utilizou filtragem inversa (*automated inverse filter analysis*) objetivando remover os efeitos da ressonância do trato vocal para obter a fonte do sinal acústico de voz e comparou esses valores com os resultados obtidos pela análise por predição linear ^[24], concluindo que os resultados obtidos com a filtragem inversa automática eram melhores que os obtidos com análise LPC, especialmente para as vozes femininas.

Técnicas envolvendo perturbações de amplitude (*shimmer*) e de frequência (*jitter*), bem como a presença de componentes sub-harmônicos e distorção da envoltória do sinal de voz, têm sido utilizadas na detecção de patologias na voz por Espinosa, et. al. ^[25] e por Manfredi ^[26]. Análises de vozes patológicas envolvendo *shimmer* e *jitter* têm sido realizadas por Peng, et. al. ^[27], Teles e Rosinha ^[28], Beber e Cielo ^[29], Teixeira, et. al. ^[30], entre outros.

A equipe de pesquisadores de Umopathy tem estudado a extração de características dos parâmetros da análise tempo-frequência ^[13].

Parsa e Jamieson ^[31] estudaram a identificação de vozes patológicas utilizando medidas do ruído glotal. A estimação do ruído glotal para auxiliar a classificação de vozes como patológicas ou não patológicas tem sido utilizada por Jo, Li e Wang ^[32], Shama, Krishna e Cholayya ^[15], Murphy e Akande ^[16], e Murphy, et. al. ^[33] A utilização do ruído glotal para discriminação das desordens da voz também é alvo de estudo por Godino e sua equipe ^[20]. Choi e sua equipe ^[34] estudaram o efeito da escolha do segmento na análise acústica.

2.3 Representações Paramétricas

Diversas técnicas baseadas no modelo por predição linear, análise cepstral e no modelo de percepção auditiva têm sido propostas por diversos autores. Estudos baseados na análise por predição linear (LPC) têm sido realizados por numerosos autores ^[35,31,36,37,38,39,40,41].

Estudos baseados nos cálculos mel-cepstrais também têm sido divulgados por um grupo considerável de autores ^[42,43,44,12,45,37,14,46,47].

O uso da transformada de *wavelet* na classificação de vozes foi empregado por Fonseca, et. al. ^[48], por Kukharchik, et. al. ^[49], e por Arjmandi e Pooyan ^[50].

2.4 Enfoque do Trabalho

Avanços têm sido feitos em diversas frentes, incluindo características não paramétricas e características paramétricas. Pesquisadores têm procurado obter bons resultados usando análise linear e não linear; têm experimentado a análise por transformada de *wavelets* e utilizado diversos tipos de classificadores.

Os pesquisadores ainda não chegaram a um consenso com relação às características acústicas ou aos parâmetros mais adequados à modelagem acústica de alguma patologia específica, deixando o campo aberto a novas pesquisas no âmbito da análise acústica. O presente trabalho apresenta resultados da análise acústica de sinais de voz úteis na discriminação de vozes patológicas, incluindo a análise clássica de variação de frequência e amplitude do sinal de voz, bem como análise por predição linear, análise cepstral e, por fim, traz uma abordagem híbrida.

Estão apresentados no Quadro 2.1 os principais trabalhos recentes na área de caracterização de vozes patológicas, listados com seus autores, objetivos do trabalho, os parâmetros utilizados, a metodologia utilizada e o desempenho alcançado.

2.5 Discussão

Antigamente as patologias da voz eram diagnosticadas por um especialista da voz experiente que escutava o paciente e fazia uma avaliação subjetiva da voz, complementando o diagnóstico, em alguns casos, com métodos invasivos. Mais recentemente, métodos não invasivos, que utilizam análise acústica, têm sido utilizados. Diversas técnicas têm sido propostas, tanto utilizando análise paramétrica, quanto não paramétrica, para a classificação de vozes em normais ou patológicas. Pouca ênfase tem sido dada à classificação das patologias, pois, a maior parte das pesquisas tem sido focada na discriminação entre vozes saudáveis e patológicas.

Quadro 2.1 – Quadro comparativo entre alguns trabalhos relacionados ao proposto.

	Referência	Objetivo	Características	Metodologia	Desempenho
1	[10]	Discriminar entre vozes normais e patológicas.	<i>Jitter</i> , <i>shimmer</i> , NNE, CHNR e GNE.	Utilizar um diagrama 2 D para desenhar (<i>plot</i>) o grau de rouquidão.	Confirmação da usabilidade do “diagrama de rouquidão”.
2	[26]	Fornecer índices quantitativos da aspereza e do esforço para falar de pacientes pós-operatório.	NNE, ANNE	Estimação de <i>pitch</i> , e consequente cálculo do comprimento de janela para extrair o ruído.	O ANNE obteve resultados mais precisos que o NNE.
3	[51]	Discriminação entre vozes normais e patológicas.	NNE, HNR	Janela de <i>Hamming</i> , detecção de pico harmônico, e ruído entre picos.	Taxa de erro de 9% para vozes normais e até 18% para vozes com pólipos.
4	[52]	Discriminação entre vozes normais e patológicas.	Inclinação espectral e HNR	Cálculo da mediana e do desvio padrão da inclinação espectral e da HNR.	A inclinação espectral é menor para vozes patológicas. O HNR é menor para vozes normais.
5	[53]	Validar a medição de HNR.	HNR	Acrescenta ruído ao sinal sintetizado para medir o HNR.	HNR relativamente consistente.
6	[32]	Discriminar vozes patológicas.	HNR, <i>jitter</i> , <i>shimmer</i>	Separar o periódico do aperiódico. Subtrair o aperiódico do sinal total. Calcular o HNR.	Discriminação entre normal e patológico foi possível, mas apresentou dificuldades em discriminar benigno de maligno.
7	[11]	Discriminar vozes patológicas.	MFCC	Janelas de <i>Hamming</i> de 40 ms sem pré-ênfase para calcular coeficientes Mel Cepstrais.	Eficiência em torno dos 94±3,2%
8	[16]	Validar uma medida de HNR.	HNR	Acrescenta ruído ao sinal sintetizado para medir o HNR.	O método se mostrou eficaz na estimação do HNR.
9	[15]	Foco no ruído vocal, na análise de patologias do trato vocal.	HNR, espectro da energia.	Utiliza classificador do vizinho mais próximo.	Acerto na classificação em torno dos 93,5%

Quadro 2.1 – Quadro comparativo entre alguns trabalhos relacionados ao proposto (continuação).

	Referência	Objetivo	Características	Metodologia	Desempenho
10	[7]	Discriminar entre vozes normais, com edema, e com outras patologias.	LPC, Cepstral, Delta Cepstral, Cepstral Ponderada, MFCC.	Modelagem paramétrica com o uso de HMM.	Classificação correta acima de 90%
11	[54]	Discriminar vozes patológicas utilizando elementos no domínio do tempo.	Energy	Utilizando um classificador com ANN	Resultados comparáveis a outros métodos.
12	[46]	Discriminar entre vozes normais e vozes patológicas.	MFBECC	Utiliza classificador linear discriminante, e classificador do vizinho mais próximo.	Acertos de até 99,5% utilizando o classificador do vizinho mais próximo.
13	[55]	Discriminar vozes patológicas identificando as que têm edema ou paralisia.	LPC	Utiliza curvas ROC, e uma opção de rejeição.	Acertos até 94,3% utilizando a opção de rejeição no classificador linear.
14	[20]	Avaliar a capacidade do GNE de auxiliar na identificação de desordens (patologias) na voz.	GNE	Filtragem utilizando um conjunto de filtros com bandas de passagem distintas, com frames de diversos tamanhos.	Acertos da ordem de 90% com o GNE.
15	[56]	Detecção de patologias na voz utilizando análise acústica.	Energia	Parâmetros no domínio do tempo foram utilizados para criar um vetor.	Acertos da ordem de 98,4% usando um classificador PNN
16	[57]	Detecção de patologias na voz utilizando análise acústica clássica.	F ₀ , <i>Jitter</i> , <i>Shimmer</i> , e variações.	Utilização de características clássicas na caracterização de patologias.	Comprovada a alteração de características acústicas quando da presença de patologias.
17	[58]	Detecção automática de vozes patológicas.	Ruído de curto intervalo de tempo, MFCC	Classificador HMM com uma técnica de transformada do espaço de características.	Melhoria no grau de classificação em relação a outros classificadores HMM.
18	[59]	Discriminar entre vozes normais e vozes patológicas.	LPC	Classificador SVM	Entre 80 e 90% acurácia.

3 A Fisiologia da Voz Humana e Patologias da Laringe

3.1 Introdução

Neste capítulo é feita uma breve apresentação do sistema fonador humano e das patologias, abordadas neste estudo, que afetam as dobras vocais. As patologias abordadas neste trabalho são: edema de Reinke, nódulos vocais e paralisia.

O objetivo primordial deste capítulo é fornecer informações sobre a forma como as patologias citadas afetam a produção da voz. As principais fontes de referência para este capítulo sobre anatomia e patologias são: Stemple, Glaze e Klaben ^[6], Costa ^[7], Zitta ^[3], e Costa, Cruz e Oliveira ^[2], não tendo, portanto, menção adicional da referência em cada subseção deste capítulo.

3.2 Anatomia

A laringe é essencialmente um tubo de cartilagem que conecta o sistema respiratório inferior ao trato vocal e cavidade oral, superiores (Figura 3.1). Esta orientação no corpo é importante, porque explora o relacionamento interativo entre estes três subsistemas da fala: a fonte pulmonar, a válvula da laringe, e o ressonador supraglotal do trato vocal.

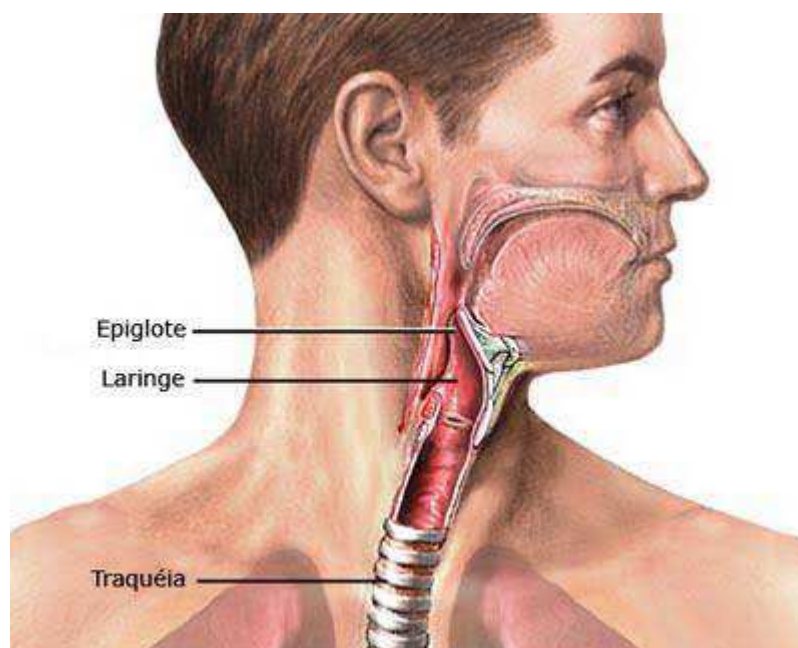


Figura 3.1 – Parte do aparelho fonador.

Fonte: [<http://solinguagem.blogspot.com.br/2011/07/fonetica-e-fonologia.html>]

As funções básicas da laringe, em ordem de importância, são:

1. Proteção;
2. Respiração;
3. Fonação.

Quando a laringe atua na função de proteção, ela funciona como um esfíncter (músculo que abre e fecha dutos) na entrada das vias respiratórias bronco-pulmonares, evitando a invasão de elementos estranhos, ou seja, evita a entrada de qualquer coisa nos pulmões que não seja o ar. A laringe se fecha hermeticamente durante a deglutição.

Para a respiração, as dobras vocais abduzem (abrem ou se afastam) ativamente (cerca de 60% da abertura total) para permitir a passagem do ar silenciosamente dos pulmões. É uma função que parece passiva, mas na realidade esconde uma regulação permanente da abertura da glote e de toda passagem da laringe, de acordo com as necessidades de oxigênio.

Na função de fonação as dobras vocais se fecham, restringindo o fluxo de ar na saída dos pulmões. O ar aumenta a pressão por baixo das dobras vocais até que a pressão é suficiente para abri-las e colocá-las em oscilação, criando o som vibratório fonte da fonação. Enquanto os tecidos abrem e fecham em ciclos repetitivos, as dobras vocais modulam a pressão glotal e o fluxo na glote como pequenos pulsos de energia. O trato vocal serve como cavidade ressonante que filtra e molda a energia acústica para produzir o som que reconhecemos como voz humana.

3.3 Patologias da Laringe

Infelizmente a voz pode ser alvo de muitas patologias que dificultam a fonação. Em 2006 foi publicado um manual com o intuito de organizar a crescente gama de patologias da laringe. Foram catalogadas mais de 120 condições que afetam a voz. Estão incluídas 30 patologias estruturais, 25 desordens neurológicas, 20 condições aerodigestivas, 13 distúrbios psicológicos, 15 doenças sistêmicas, 4 processos inflamatórios, 4 condições traumáticas e 5 outras desordens variadas.

Para este trabalho foram escolhidas três patologias: duas estruturais (edema de Reinke e nódulo) e uma neurológica (paralisia). Nas próximas seções é apresentada uma breve descrição destas três patologias.

3.3.1 Edema de Reinke

Edema de Reinke é o edema bilateral da camada superficial da lâmina própria, ou espaço de Reinke. É causado pelo abuso crônico da voz e pelo fumo.

As dobras vocais aumentam de tamanho com um edema claro-hialino, pobre em vasos, e que modifica completamente o aspecto anatômico da região glótica. O edema de Reinke se estende de modo regular sobre toda a superfície de ambas as dobras vocais, sempre com superfície lisa. O sintoma clássico do edema de Reinke é a disфонia, caracterizada pela dramática diminuição da frequência fundamental da voz (Figura 3.2). Nas mulheres portadoras de edema de Reinke, o timbre vocal se assemelha muito ao da voz masculina.



Figura 3.2 – Edema de Reinke bilateral.

Fonte: [http://www.gbmc.org/home_voicecenter.cfm?id=1564]

3.3.2 Nódulo

Os nódulos correspondem a lesões tumorais das dobras vocais de origem fibrótica. São formados devido a processos irritativos por abuso ou mau uso da voz e a processos inflamatórios da própria laringe. O fumo e o álcool podem agravar essa irritação.

Os nódulos em geral são bilaterais e situam-se normalmente na união dos dois terços posteriores com o terço anterior da dobra vocal. Essa região é a que mais concentra energia durante a fonação. Na formação do nódulo, passa-se por três estágios: hiperemia, edema e fibrose. Pelo fato de edema ser um dos estágios para chegar ao nódulo, dificulta a discriminação acústica entre as patologias (Figura 3.3).



Figura 3.3 – Nódulos na laringe.

(fonte: http://www.gbmc.org/home_voicecenter.cfm?id=1564)

3.3.3 Paralisia

A paralisia das dobras vocais é a desordem vocal neurológica mais comum. A paralisia tipicamente é causada por problema periférico do nervo da laringe. Apresenta-se tanto unilateral quanto bilateral. Doença ou cirurgia da tireoide podem causar paralisia temporária ou permanente (Figura 3.4).



Figura 3.4 – Paralisia unilateral da laringe.

(fonte: http://www.gbmc.org/home_voicecenter.cfm?id=1564)

Quando uma dobra vocal é paralisada, pode permanecer em qualquer posição, desde a posição fechada, até a posição totalmente aberta. Dependendo da posição em que paralisar, pode criar problemas variados. Se paralisar na posição fechada pode dificultar a respiração, pois a abertura total passa a ser a metade da normal. Se paralisar na posição totalmente aberta, dificulta o fechamento para a deglutição, sendo comum a necessidade de cirurgia, ou alimentação via sonda. Quando a paralisia acontece numa

posição intermediária, é possível que a outra dobra vocal possa se estender um pouco mais e fazer um fechamento suficiente para uma boa fonação.

3.4 Discussão

Patologias da voz podem prejudicar a comunicação humana. Existem patologias provenientes de diversos fatores, entre os quais fatores estruturais e fatores neurológicos. As patologias edema de Reinke e nódulos são resultantes de fatores estruturais da laringe. As paralisias das dobras vocais são devidas a fatores neurológicos.

4 Caracterização de Sinais de Voz

A tarefa de avaliação acústica da voz está relacionada à extração de características. Patologias vocais afetam a forma como os sons são produzidos, pois, as mudanças na elasticidade das dobras vocais podem causar variações do seu movimento vibratório, resultando em uma vibração mais irregular. A escolha das características que fornecem informações úteis para a caracterização dos sinais de voz não é uma tarefa trivial.

Este capítulo trata da caracterização de sinais de voz utilizando características acústicas representadas de duas formas, a saber: a) não paramétricas (Seção 4.1) e b) paramétricas (Seção 4.2).

4.1 Caracterização de Sinais de Voz para Análise Não Paramétrica

As características acústicas não paramétricas são aquelas extraídas diretamente da forma de onda e, portanto, podem levar em consideração:

- 1) Perturbações em frequência;
- 2) Perturbações na amplitude;
- 3) Grau de ruído presente na voz.

As características obtidas a partir da perturbação na frequência do sinal de voz incluem: *Jitter* absoluto (*Jita*), *Jitter* percentual (*Jitt*), Frequência do Tremor da Amplitude (*Fatr*), Quociente de Perturbação do Período do *Pitch* (*PPQ*), Perturbação Média Relativa (*RAP*) e Quociente de Perturbação do Período do *Pitch* suavizado (*sPPQ*).

As características obtidas a partir da perturbação de amplitude incluem: Quociente de Perturbação da Amplitude (*APQ*), Índice de Intensidade da Amplitude do Tremor (*ATRI*), Quociente de Perturbação da Amplitude suavizado (*sAPQ*), *Shimmer* em dB (*ShdB*), *Shimmer* percentual (*Shim*) e Coeficiente de Variação da Amplitude de Pico (*vAm*).

As características baseadas no ruído presente no sinal de voz incluem: Razão Ruído-Harmônico (*NHR*), Índice de Turbulência da Voz (*VTI*) e Razão do Sinal Glotal para o Ruído (*GNE*).

Neste trabalho, foram escolhidas algumas características de cada um dos três grupos, para avaliação inicial. Após a realização dos testes preliminares, foram escolhidas as seguintes cinco características:

1. Perturbações em frequência:
 - a. *Jitter* absoluto (Jita) e,
 - b. Quociente de Perturbação do período de *pitch* (PPQ).
2. Perturbações na amplitude:
 - a. *Shimmer* em dB (ShdB) e,
 - b. Quociente de Perturbação da Amplitude (APQ);
3. Grau de ruído presente na voz: Razão Ruído-Harmônico (NHR).

A razão principal para a escolha dessas características reside no fato deles suavizarem menos o sinal, em relação às demais, pois a suavização introduziria mais uma distorção nos valores obtidos.

Em uma etapa posterior, foram incluídas mais quatro características, a saber:

- 1) Perturbações em frequência: *Jitter* relativo (Jitt) e média relativa da perturbação (RAP);
- 2) Perturbações na amplitude: *Shimmer* relativo (Shim) e Quociente de Perturbação da Amplitude Suavizado (sAPQ).

Nas seções a seguir são descritas as nove características utilizadas neste trabalho. As formulas das nove características não paramétricas apresentadas foram extraídas da documentação do programa MDVP^[60] conforme ANEXO B.

4.1.1 *Jitter* Absoluto

O *Jitter* absoluto – Jita (medido em microssegundos) é uma característica obtida a partir da variabilidade do período de *pitch*, período-a-período, para o sinal de voz analisado. Os intervalos de quebra da voz¹ são excluídos. Jita é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos, do sinal de voz, como

$$Jita = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |To^{(i)} - To^{(i+1)}|, \quad (1)$$

¹ Quebra da voz: Intervalos relacionados à irregularidade da emissão, a áreas da amostra não harmônicas ou à interrupção da produção vocal^[27].

em que $To^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$, é o período de *pitch* extraído e N é o número de períodos de *pitch* extraídos.

4.1.2 Quociente de Perturbação do período de *pitch*

O Quociente de Perturbação do período de *pitch* (PPQ), é uma característica relativa (medida em porcentagem – %) obtida a partir da variabilidade período a período do *pitch* dentro da amostra de voz analisada com uma suavização de cinco períodos. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. O PPQ é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos do sinal de voz, como

$$PPQ = \frac{\frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \left| \frac{1}{5} \sum_{r=0}^4 To^{(i+r)} - To^{(i+2)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N To^{(i)}}, \quad (2)$$

em que $To^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$, é o período de *pitch* extraído, N é o número de períodos de *pitch* extraídos.

4.1.3 Jitter relativo

Jitter relativo (Jitt) (%) é uma característica relativa obtida a partir da variabilidade período a período do *pitch* (em curtíssima duração), para a amostra de voz analisada. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. O *jitter* relativo é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos do sinal de voz, como

$$Jitt = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |To^{(i)} - To^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N To^{(i)}}, \quad (3)$$

em que $To^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$, é o período de *pitch* extraído, N é o número de períodos de *pitch* extraídos.

4.1.4 Média Relativa da Perturbação

A Média Relativa da Perturbação (*Relative Average Perturbation* ou RAP) (dado em %) é uma característica relativa obtida a partir da variabilidade do *pitch*, período a período, dentro da amostra de voz analisada com um fator de suavização de três períodos. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. O RAP é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos do sinal de voz, como

$$RAP = \frac{\frac{1}{N-2} \sum_{i=2}^{N-1} \left| \frac{To^{(i-1)} + To^{(i)} + To^{(i+1)}}{3} - To^{(i)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N To^{(i)}}, \quad (4)$$

em que $To^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$, é o período de *pitch* extraído, N é o número de períodos de *pitch* extraídos.

4.1.5 *Shimmer* em dB

O *Shimmer* em dB (ShdB) é uma característica obtida a partir da variabilidade período a período (curtíssima duração) da amplitude pico a pico do sinal de voz analisado. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. ShdB é calculado a partir dos dados de amplitude, pico-a-pico, do sinal de voz, como

$$ShdB = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} \left| 20 \log \left(A^{(i+1)} / A^{(i)} \right) \right|, \quad (5)$$

em que $A^{(i)}$, $i=1,2,\dots, N$, é o valor pico a pico extraído da amplitude e N é o número de impulsos extraídos.

4.1.6 Quociente de Perturbação da Amplitude

O Quociente de Perturbação da Amplitude (*Amplitude Perturbation Quotient* – APQ) é uma característica relativa (em percentagem) obtida a partir da variabilidade, período a período, da amplitude pico a pico do sinal de voz analisado com uma suavização de 11 períodos. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. O APQ é calculado a partir dos dados de amplitude pico a pico do sinal de voz, como

$$APQ = \frac{\frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \left| \frac{1}{5} \sum_{r=0}^4 A^{(i+r)} - A^{(i+2)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}, \quad (6)$$

em que $A^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$, é o valor pico a pico extraído da amplitude e N é o número de impulsos extraídos.

4.1.7 *Shimmer* Relativo

O *shimmer* relativo (Shim) (dado em %) é uma característica relativa obtida a partir da variabilidade período a período de curtíssima duração da amplitude pico a pico dentro da amostra de voz analisada. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. Shim é calculado a partir dos dados de amplitude pico-a-pico do sinal de voz, como

$$Shim = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |A^{(i)} - A^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}, \quad (7)$$

em que $A^{(i)}$, $i=1,2,\dots, N$, é o valor pico a pico extraído da amplitude, N é o número de impulsos extraídos.

4.1.8 Quociente de Perturbação da Amplitude Suavizado

O quociente de perturbação da amplitude suavizado (*Smoothed Amplitude Perturbation Quotient* ou sAPQ) (dado em %) é uma característica relativa obtida a partir da variabilidade de curta ou longa duração da amplitude pico a pico dentro da amostra de voz analisada com um fator de suavização definida pelo usuário. O fator de suavização padrão corresponde a 55 períodos, proporcionando uma variabilidade de duração razoavelmente longa. O usuário pode modificar este valor conforme a necessidade. Os intervalos de quebra da voz são excluídos. O sAPQ é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos período a período do sinal de voz, como

$$sAPQ = \frac{\frac{1}{N-sf+1} \sum_{i=1}^{N-sf+1} \left| \frac{1}{sf} \sum_{r=0}^{sf-1} A^{(i+r)} - A^{(i+m)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}, \quad (8)$$

em que $A^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$, é o valor pico a pico extraído da amplitude, N é o número de impulsos extraídos, sf é fator de suavização.

4.1.9 Razão Ruído-Harmônico

A Razão Ruído-Harmônico (*Noise-to-Harmonic Ratio* – HNR) é a razão média entre a energia espectral não harmônica na faixa de 1.500 a 4.500 Hz e a energia espectral harmônica na faixa de 70 a 4.500 Hz. Isso é uma avaliação bem geral do ruído presente no sinal analisado. A NHR, em termos gerais, é calculada pelo algoritmo a seguir.

- A. Realiza-se a análise do sinal em janelas de 81,92 ms (4.096 pontos a 50 k amostras por segundo, ou 2.048 a 25 k amostras por segundo).

Para cada janela, aplicam-se os seguintes passos:

1. Filtro passa baixa em 6 kHz (ordem 22) com janela de *Hamming*, decimação do sinal para 12,5 kHz e conversão do sinal real para sinal analítico usando a transformada de Hilbert;
2. Cálculo de Transformada Rápida de Fourier complexa de 1.024 pontos (FFT) do sinal analítico (correspondente a 2.048 pontos de dados reais);
3. Cálculo do espectro de potência da FFT;
4. Cálculo da frequência fundamental média dentro da janela, sincronamente com os resultados da extração do *pitch*;

5. Separação harmônica e não harmônica do espectro atual sincronamente com a frequência fundamental da janela atual;
6. Cálculo da HNR da janela atual. HNR é a razão entre a energia espectral não harmônica (1.500 – 4.500 Hz) e a energia espectral harmônica (70 – 4.500 Hz).

B. Cálculo da média dos valores de NHR para todas as janelas processadas.

4.2 Caracterização de Sinais de Voz para Análise Paramétrica

A necessidade de se ter avaliações objetivas da qualidade da voz tem impulsionado o desenvolvimento de diversas técnicas de processamento digital de sinais de voz. Estas técnicas têm sido utilizadas no desenvolvimento de ferramentas que auxiliam no diagnóstico de desordens vocais e na constatação de alterações de funções vocais [7]. Estas ferramentas também auxiliam, nas avaliações do grau de sucesso de cirurgias bem como nos tratamentos farmacológicos e na reabilitação [11].

Análises paramétricas envolvem a representação do sinal de voz como a saída de um modelo de produção da fala. A teoria acústica utiliza o modelo matemático tanto na análise, como na síntese do sinal de voz. Do ponto de vista da análise, o que interessa são as técnicas da estimação dos parâmetros do modelo, a partir de um sinal natural de voz, que é presumido como saída do modelo. Na síntese, existe o interesse de utilizar o modelo para criar uma voz sintética pelo controle do parâmetros do modelo [21].

O modelo geral, discreto no tempo, para sintetização de voz é representado na Figura 4.1.

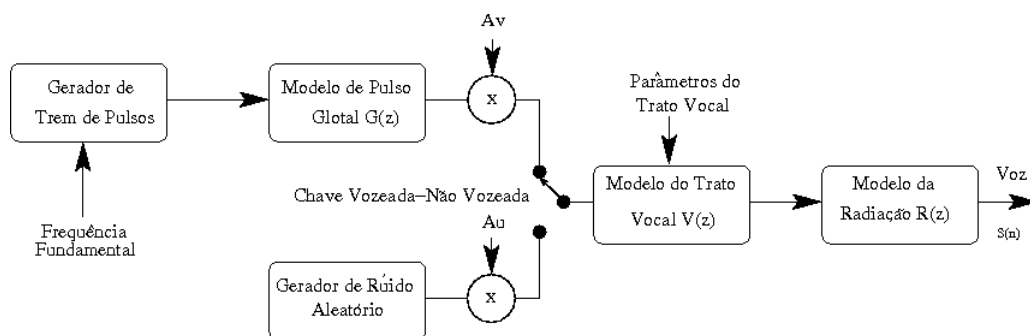


Figura 4.1 – Modelo típico de produção de voz digital, em que A_v e A_u são fatores de ganho para o controle da amplitude, e $S(n)$ a voz sintetizada.

O modelo utiliza dois geradores, um gerador de trem de pulsos para os sinais sonoros ou vozeados, e um gerador de ruído aleatório para os sons surdos ou não

sonoros, ou, ainda, não vozeados. Na Figura 4.1, os valores A_v e A_u são fatores de ganho e controlam a amplitude do trem de pulsos e do ruído aleatório, respectivamente, e $S(n)$ é a voz sintetizada.

Na análise acústica de sinais de voz, vários parâmetros têm sido utilizados. Neste estudo, foram escolhidos dois parâmetros para utilização em conjunto com as características não paramétricas no vetor híbrido. Estes dois parâmetros são: análise por codificação preditiva linear (análise LPC – *Linear Predictive Coding*), e Análise Cepstral que estão descritos nas seções 4.2.1 e 4.2.2, respectivamente.

4.2.1 Análise por Predição Linear

O método de Análise por Predição Linear (LPC) estima cada amostra de voz baseado em uma combinação linear de n amostras anteriores. Quanto maior o valor de n , mais precisa será a representação do modelo. A análise LPC fornece um pequeno conjunto de parâmetros da fala que captura informações a respeito da configuração do trato vocal. Os coeficientes LPC podem ser utilizados diretamente como coeficientes de um filtro de síntese ou utilizados para modelagem de um padrão para reconhecimento da fala ^[61]. Parte-se da suposição de que qualquer mudança na estrutura da anatomia do trato vocal, devido à patologia, afeta os coeficientes LPC. Um preditor linear com coeficientes de predição, $\alpha(k)$, é definido como um sistema cuja saída é ^[21]

$$\hat{s}(n) = \sum_{k=1}^p \alpha(k) S_j(n - k), \quad (9)$$

em que p é a ordem do preditor, $\alpha(k)$ os coeficientes de predição e, $S_j(n)$ o sinal de voz.

Existem vários métodos para obtenção dos coeficientes LPC. Os mais usuais são: o método da autocorrelação e o método da covariância ^[21]. Ambos são baseados na minimização do valor médio quadrático do erro de estimação $e(n)$, ou sinal residual, como dado em (10), em que p é a ordem do preditor, $\alpha(k)$ os coeficientes de predição, $S_j(n)$ o sinal de voz.

$$e(n) = S_j(n) - \sum_{k=1}^p \alpha(k) S_j(n - k). \quad (10)$$

Inicialmente, o sinal de voz $S(n)$ é dividido em segmentos (usualmente, de 16 a 32 ms cada), para garantir estacionariedade² e, então, é aplicado um fator de pré-

² As propriedades estatísticas dos sinais de voz podem ser consideradas invariantes no tempo, para curtos intervalos (até 32 ms) ^[5].

ênfase ^[61]. O grau de pré-ênfase é controlado pela constante a , que determina a frequência de corte do filtro pelo qual o sinal $S(n)$ efetivamente passa, conforme (11).

$$Sp(n) = Sn(n) - a Sn(n - 1), \quad (11)$$

sendo $Sp(n)$ a amostra pré-enfatizada, $Sn(n)$ a amostra original, e a o fator de pré-ênfase.

Para cada segmento, é aplicado um modelo de janelamento (retangular ou *Hamming*³ ou Hann⁴, por exemplo). A janela retangular é a mais simples, e é definida como

$$Sj(n) = \begin{cases} Sp(n), & \text{para } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0, & \text{demais casos.} \end{cases} \quad (12)$$

Para suavização das bordas, podem ser empregados outros tipos de janela. A janela de *Hamming*, por exemplo, é definida como sendo

$$Sj(n) = Sp(n) \left(0,54 - 0,46 \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) \right) \text{ para } 0 \leq n \leq N - 1, \quad (13)$$

em que $Sp(n)$ é o sinal segmentado, aplicado ou não a pré-ênfase, N é o número de amostras no segmento, e $Sj(n)$ é o sinal resultante após o janelamento de *Hamming*.

Por fim, são calculados os coeficientes LPC para cada segmento de voz, de acordo com a ordem do preditor.

4.2.2 Análise Cepstral

A análise acústica geralmente se concentra na estimativa de parâmetros de um modelo de produção de voz presumido. Os modelos mais comuns consideram a voz como a saída de um sistema linear, variante no tempo, excitado ou por um trem de pulsos quase periódico, ou por ruído aleatório (conforme Figura 4.1). A excitação pelo trem de pulsos fornece um som quase periódico, que é chamado de som vozeado ou sonoro. A excitação por ruído aleatório produz som não-vozeado ou som surdo.

³ Em homenagem a Richard Wesley Hamming.

⁴ Em homenagem a Julius Ferdinand von Hann.

O uso da análise cepstral é direcionado a problemas centrados em voz sonora. Visto que o sinal de voz é o resultado da convolução da excitação com a resposta do trato vocal, seria útil separar ou deconvoluir as duas componentes. A deconvolução cepstral converte um produto de dois espectros na soma de dois sinais, que podem ser separados por um processo de filtragem linear, (chamada de “lifragem” ou *liftering*), facilitando o estudo individualizado das modificações ocorridas na excitação e na parte ressonante. Assim, a análise cepstral do sinal de voz permite trabalhar separadamente as duas componentes do sinal: 1) a parte correspondente à excitação e 2) as respectivas modificações introduzidas pelo efeito de ressonância no trato vocal.

Os coeficientes *cepstrais* podem ser calculados recursivamente a partir dos coeficientes de predição linear, $\alpha(k)$, permitindo um cálculo eficiente, evitando a fatoração polinomial. Os coeficientes cepstrais, obtidos dessa maneira, fornecem uma boa medida das diferenças na envoltória espectral dos segmentos de voz em análise [7,35,5].

$$\begin{cases} c(1) = -\alpha(1). \\ c_i(n) = -\alpha(n) - \sum_{j=1}^{n-1} \left(1 - \frac{j}{n}\right) \alpha(j)c(n-j). \end{cases} \quad (14)$$

para $1 < n \leq p$.

4.3 Discussão

Neste capítulo, foram examinadas as características extraídas das vozes utilizadas neste trabalho. Foram apresentadas tanto as características não paramétricas, quanto as características paramétricas, utilizadas na análise de sinais de voz.

As características não paramétricas foram divididas em três grupos: perturbações da frequência, perturbações da amplitude, e medições de ruído na voz. Foram escolhidas características de cada grupo. Do grupo da perturbação da frequência, foram selecionados: o *jitter* absoluto e o Quociente de Perturbação do período de *pitch* (PPQ). Do grupo de perturbações da amplitude foram selecionados: o *shimmer* em dB e o Quociente de Perturbação da Amplitude (APQ). Do terceiro grupo foi escolhida a Razão Ruído-Harmônico (HNR). Todas estas características se baseiam na representação por forma de onda do sinal de voz, e foram escolhidas por fornecerem valores menos suavizados que outras características não paramétricas.

A análise paramétrica ajuda a extrair informações importantes para a caracterização de sinais de voz, eliminando informações redundantes. Essa redução na quantidade de dados a serem analisados ajuda a reduzir o tempo de processamento nas etapas posteriores.

A análise por predição linear reduz bastante o volume de dados a serem processados, sem, contudo, comprometer os parâmetros necessários à representação do sinal. O uso da análise cepstral permite uma análise acurada, porém utilizando um volume de dados reduzido.

Técnicas de análise da voz por predição linear e análise cepstral foram descritas neste capítulo, como embasamento teórico para a descrição do processo de caracterização e modelagem acústica dos sinais de vozes patológicas.

5 Abordagem Metodológica Utilizada para Classificação de Vozes Patológicas

5.1 Introdução

Este trabalho consiste na modelagem acústica para classificação de vozes patológicas utilizando análise paramétrica e não paramétrica. Para tanto, foram extraídas características de vozes previamente gravadas para efetuar a classificação em vozes normais (também conhecidas como vozes sadias, ou vozes saudáveis) ou patológicas, e, em sendo classificadas como patológicas, classificar como sendo a) edema ou outra patologia, ou b) paralisia ou outra patologia.

As vozes escolhidas para o estudo são pertencentes a um dos seguintes grupos:

- 1) Normais (também referenciada como sadias, ou saudáveis);
- 2) Afetadas por edema de Reinke;
- 3) Afetadas por paralisia; e
- 4) Afetadas por nódulos.

O primeiro quadro de 20 ms (500 valores a 25 k amostras por segundo) de um sinal de voz de cada um dos quatro grupos é mostrado nas figuras 5.1 a 5.4 respectivamente.

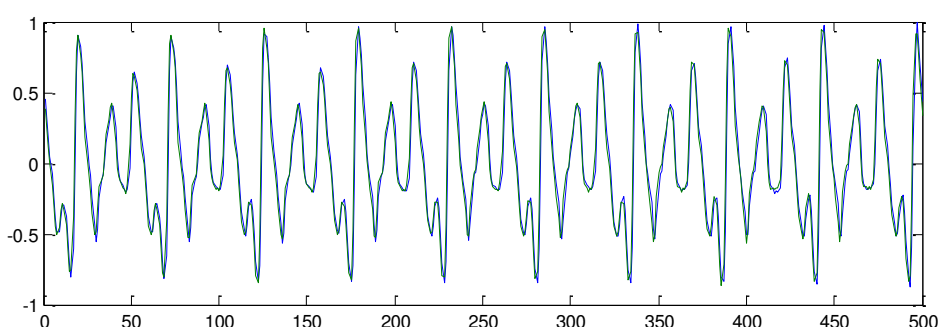


Figura 5.1 – Sinal de voz saudável (arquivo AXH1NAL).

A caracterização das vozes previamente gravadas envolve características não paramétricas, e características paramétricas, formando um vetor híbrido para utilização nos classificadores (Figura 5.5). A forma como é feito o pré-processamento e a extração de características depende do que for extraído, se são paramétricos ou não e, portanto,

são descritos nas seções apropriadas. O tipo de treinamento e a classificação também dependem do tipo de classificador utilizado, e, portanto, é descrito na seção referente à descrição de cada classificador.

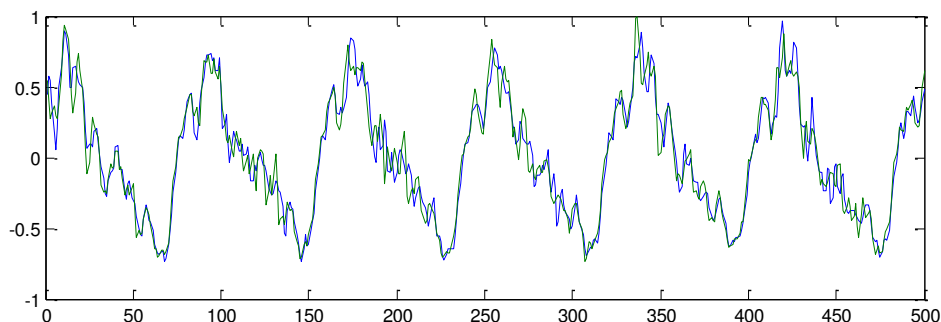


Figura 5.2 – Sinal de voz com edema de Reinke (arquivo ANA15AN).

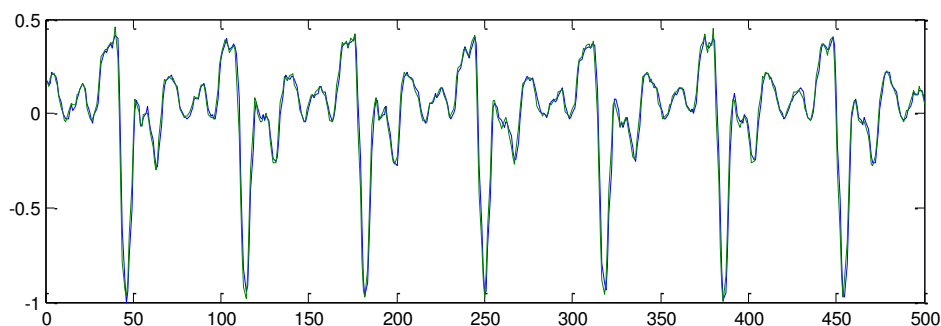


Figura 5.3 – Sinal de voz com nódulos (arquivo CLS13AN).

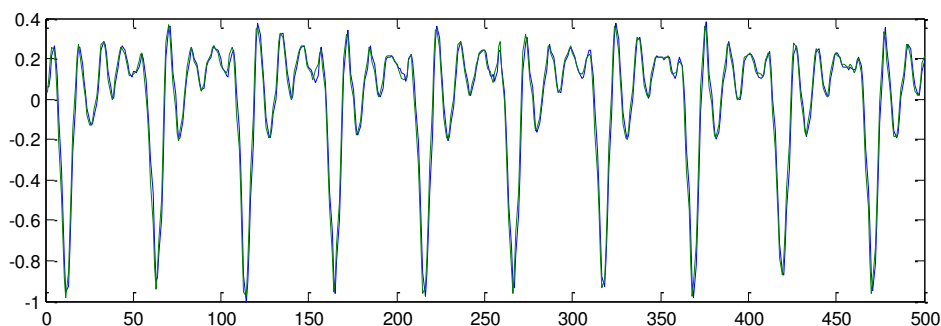


Figura 5.4 – Sinal de voz com paralisia (arquivo ABB09AN).

A base de dados utilizada está descrita na Seção 5.2, a extração não paramétrica na Seção 5.3, a extração paramétrica na Seção 5.4, a abordagem híbrida na 5.5 e os classificadores utilizados estão descritos na Seção 5.6.

5.2 Base de Dados

Neste trabalho foi utilizada a base de dados de vozes desordenadas (*Disordered Voice Database*, Model 4337) da Kay Elemetrics ^[62], que contém 53 vozes consideradas vozes normais e 657 vozes consideradas vozes patológicas, ou seja, vozes que apresentam uma ou mais patologias. A base contém duas amostras de voz para cada sujeito: 1) vogal sustentada /ah/ e, 2) os primeiros 12 segundos da “*Rainbow Passage*” (texto padrão famoso utilizado nos Estados Unidos para testar a habilidade do sujeito produzir texto corrido).

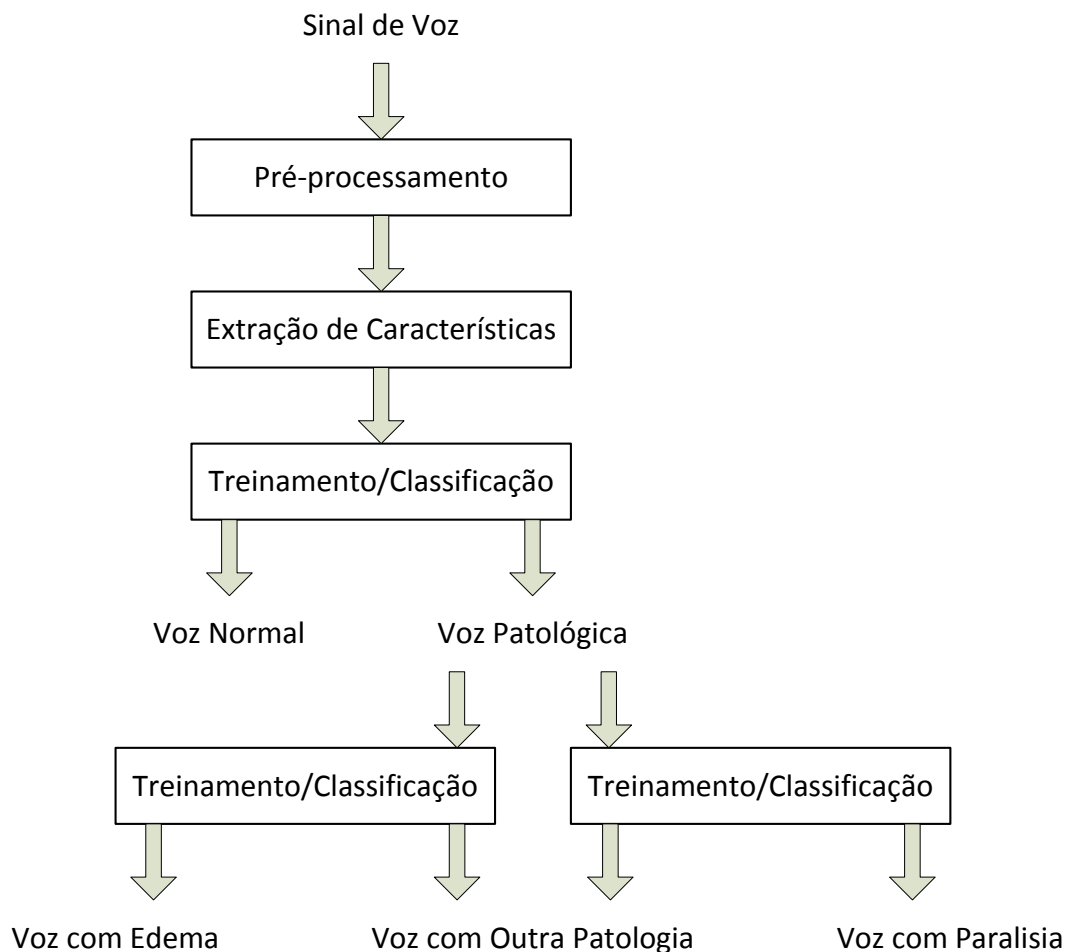


Figura 5.5 - Sequência das etapas de classificação.

Todos os sinais de voz desta base foram obtidos de maneira controlada, usando a seguinte metodologia: distância constante entre o microfone e a boca (15 cm), amostragem digital direta com 16 bits em 44,1 k amostras por segundo em uma cabine à prova de som. Os sinais foram posteriormente convertidos para taxas de 25 k ou 50 k amostras por segundo e gravadas em CD-ROM. Os sinais foram gravados em um formato proprietário da Kay Elemetrics, mas bastante parecido com o formato WAV.

Os valores discretos do sinal de voz são armazenados com valores inteiros em complemento de dois (valores variam de -32768 a +32767).

Neste trabalho foram analisadas amostras de voz com vogal sustentada /ah/ sendo: 53 vozes saudáveis (normais), 43 vozes afetadas por edema, 15 vozes afetadas com nódulos e 46 vozes afetadas por paralisia. A lista dos arquivos, contendo os sinais de voz utilizados neste trabalho, está no ANEXO B.

Para auxiliar na escolha dos arquivos de voz a serem utilizados foi desenvolvida uma página na Internet (<http://www.limcserver.dee.ufcg.edu.br/~rrbrandt/dsp/db/>) que:

- Apresenta as características (gênero e idade do locutor e as patologias presentes) de um determinado arquivo;
- Apresenta os arquivos com as respectivas patologias.

5.3 Características Não Paramétricas

A base de dados de vozes desordenadas (*Disordered Voice Database*, Model 4337) da Kay Elemetrics, fornece uma tabela com diversas características previamente calculadas pelo programa MDVP (Multi-Dimensional Voice Program). Estas características foram classificadas em três grupos:

- 1) Características relativas à variação de amplitude;
- 2) Características relativas à variação de frequência;
- 3) Características relativas ao ruído presente nas vozes.

Neste trabalho, a etapa de extração de características não paramétricas, foi dividida em dois momentos. Em ambos momentos, as características foram escolhidas de cada um dos três grupos. No primeiro momento foi utilizado um grupo reduzido de características, no segundo momento essa quantidade foi ampliada. Para o primeiro momento, foram escolhidas as seguintes características do primeiro grupo: o *Shimmer* em dB (ShdB), e o Quociente de Perturbação da Amplitude (APQ). Do segundo grupo, foram selecionados o *Jitter* absoluto (Jita) e o Quociente de Perturbação do período de *pitch* (PPQ). Do terceiro e último grupo, foi escolhida a Razão Ruído-Harmônico (NHR). Estas características foram escolhidas por não sofrerem suavização (média sobre um longo período), pois a suavização pode minimizar justamente as alterações da voz que são típicas de vozes patológicas, dificultando assim a sua discriminação ^[63,64].

No segundo momento, foram acrescentadas características dos primeiros dois grupos: do primeiro grupo, o *shimmer* relativo (*shim*) e o Quociente de Perturbação da Amplitude Suavizado (*sAPQ*), e do segundo grupo, o *jitter* relativo (*jitt*) e a média relativa da perturbação (*RAP*), completando nove características não paramétricas.

Devido ao método utilizado para o cálculo dos valores das características, não é possível a obtenção de todas as características para todos os sinais de voz. Principalmente, para as vozes com acentuação da patologia, é quase impossível calcular a frequência fundamental, característica da qual dependem várias outras características. Neste trabalho, não foram utilizados os sinais de voz para os quais as características escolhidas não foram previamente calculadas pela Kay Elemetrics.

Estes cinco valores por sinal de voz, no primeiro momento e nove no segundo, foram utilizados juntamente com os valores paramétricos, descritos na próxima seção, para formar um vetor híbrido descrito na Seção 5.5. O vetor híbrido é utilizado nos classificadores descritos na Seção 5.6.

5.4 Características Paramétricas

Na extração das características obtidas a partir do modelo de caracterização por predição linear, foram utilizados sinais de voz da base de dados da Kay Elemetrics, conforme descrito na Seção 5.2. Foi efetuado o pré-processamento (descrito na próxima seção) e a extração dos coeficientes LPC (descritos na Seção 5.4.2) e os coeficientes cepstrais (descritos na Seção 5.4.3) para cada sinal de voz.

5.4.1 Pré-processamento

Para esta parte do trabalho, foram feitos diversos procedimentos de pré-processamento antes da obtenção dos coeficientes desejados, conforme apresentado na Figura 5.6. Estes procedimentos de pré-processamento, comuns aos dois parâmetros, estão descritos a seguir.

Em virtude das dificuldades, em comparar sinais de vozes com taxas de amostragem diferentes, decidiu-se, nesta etapa do trabalho, padronizar todos os sinais com 25 k amostras por segundo. Os sinais de voz com taxa de 50 k amostras por segundo, filtrados previamente pela Kay Elemetrics, foram decimados para 25 k amostras por segundo, desprezando as amostras pares. Este procedimento faz com que as análises feitas e os resultados obtidos dependam apenas das características dos

sinais de voz e não da quantidade de amostras por segundo. É uma tentativa de iniciar a análise com uma formatação dos dados mais padronizada possível.

Os sinais de voz amostrados com taxa de 25 k amostras por segundo ($Sd(n)$) foram segmentados em intervalos de 20 ms, para manter a estacionariedade do sinal. Foi realizada a superposição de 50% entre os segmentos adjacentes para não perder a informação nos extremos, já que na etapa de janelamento de *Hamming* os extremos são suavizados. Os segmentos resultantes continham 500 amostras cada (Figura 5.7).

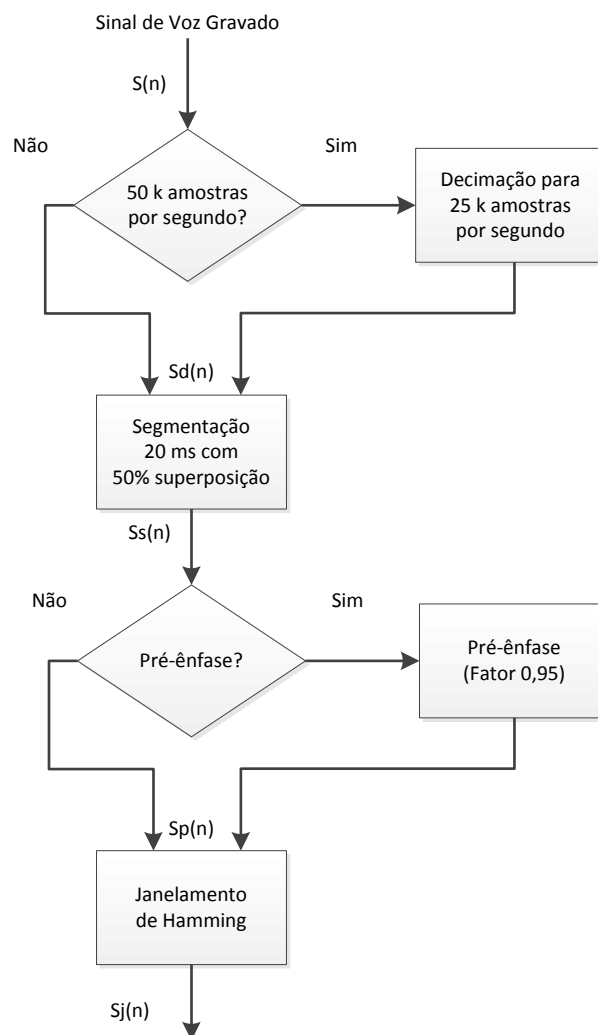


Figura 5.6 – Pré-processamento dos sinais de voz para análise paramétrica.

Para efetuar a segmentação, foi lida apenas uma parte dos dados contidos em cada arquivo de voz correspondente ao segmento desejado. O intuito era que a rotina desenvolvida pudesse ler um segmento de dentro de um arquivo de voz, sem a necessidade de ler todo o arquivo de uma vez para dentro da memória. Este procedimento facilitaria a obtenção do segmento de voz, em sistemas com pouca

memória, ou em arquivos com muitos segundos de voz. Esta decisão inicial afetou o primeiro elemento de cada janela, no caso da aplicação da pré-ênfase, já que a pré-ênfase foi aplicada após a segmentação, mas antes do janelamento de *Hamming*. Levando em conta que o janelamento de *Hamming* suaviza (quase elimina) os primeiros e os últimos elementos do segmento, não afeta significativamente o resultado, já que a diferença ocorre apenas no primeiro elemento de cada janela (que é quase nulo por causa do janelamento de *Hamming*).

Cabeçalho	Dados		Dados		Dados		Dados	
	Segmento 1	Segmento 3	Segmento 5	Segmento 7	Segmento 9	Segmento 11		
	Segmento 2	Segmento 4	Segmento 6	Segmento 8	Segmento 10			

Figura 5.7 – Segmentação do arquivo de voz, com 50% de sobreposição.

O sinal de voz segmentado ($Ss(n)$) foi tratado de duas formas, para efeito de comparação: 1) sem pré-ênfase; 2) com pré-ênfase. A pré-ênfase foi realizada a partir da Equação 15, em que $Ss(n)$ é o sinal segmentado.

$$Sp(n) = Ss(n) - \alpha_p Ss(n - 1). \quad (15)$$

O fator de pré-ênfase utilizado foi de $\alpha_p = 0,95$ por ser um valor típico ^[5,63]. A utilização da pré-ênfase não é recomendada quando da discriminação entre patologias, justamente por suavizar a excitação glotal ^[64,63]. Neste trabalho, os testes foram feitos com e sem a pré-ênfase, a título de comparação.

Ao sinal segmentado e, opcionalmente com a aplicação da pré-ênfase ($Sp(n)$), foi aplicado o janelamento de *Hamming* conforme

$$Sj(n) = Sp(n) \left(0,54 - 0,46 \cos \left(\frac{2\pi n}{(N-1)} \right) \right), \text{ para } 0 \leq n \leq N - 1 \quad (16)$$

em que $Sp(n)$ é o sinal de entrada segmentado (com pré-ênfase ou não) e N é o número de amostras por segmento. Foi escolhida a janela de *Hamming* que suaviza as extremidades e enfatiza o centro, evitando assim transições abruptas entre os segmentos.

A partir do sinal obtido neste processo (após o janelamento de *Hamming*) foram calculados os coeficientes LPC e Cepstrais descritos nas Seções 5.4.2 e 5.4.3, respectivamente.

5.4.2 Análise por Predição Linear

Após a realização do pré-processamento descrito na Seção 5.4, foram determinados os coeficientes de predição linear pelo método de autocorrelação, utilizando a equação (17) conforme descrito por Rabiner e Schafer^[21]

$$Sj(n) = \sum_{k=1}^p \alpha(k) Sj(n - k), \quad (17)$$

para $n = 1, 2, 3, \dots, p$, sendo $Sj(n)$ o sinal de entrada do processamento LPC.

Foram extraídos 12 coeficientes LPC para cada janela.

5.4.3 Análise Cepstral

Neste trabalho os coeficientes cepstrais foram calculados recursivamente a partir dos coeficientes LPC, conforme descrito na Seção 4.2.2.

5.5 Abordagem Híbrida

Na abordagem híbrida, para cada sinal de voz, foi formado um vetor híbrido contendo características obtidas a partir da abordagem paramétrica e não paramétrica. O vetor híbrido de cada sinal de voz foi então utilizado em quatro diferentes classificadores descritos na Seção 5.6.

Os classificadores utilizados impuseram a necessidade de geração de um vetor de tamanho constante, tamanho fixo, independente do tamanho do arquivo de voz sendo analisado. Para tanto, foi utilizada quantização vetorial para criar dicionários representativos (de comprimento constante) dos valores LPC e Cepstrais. A dimensão dos dois dicionários foi estabelecida em 64×12 cada, em que 12 é a ordem do preditor. O número de níveis do quantizador utilizado, 64, foi escolhido por representar bem um sinal de voz, sem resultar em grande volume de dados^[63,65].

No primeiro momento, utilizando cinco características não paramétricas, o vetor híbrido foi composto por 1541 elementos $((64 \times 12) + (64 \times 12) + 5)$, sendo 64×12 para o dicionário LPC, 64×12 para o dicionário cepstral e cinco valores não paramétricos. No segundo momento, com nove características não paramétricas, o vetor híbrido passou a ser composto por 1545 elementos $((64 \times 12) + (64 \times 12) + 9)$.

Os elementos que formam cada vetor híbrido são exemplificados na Figura 5.8.

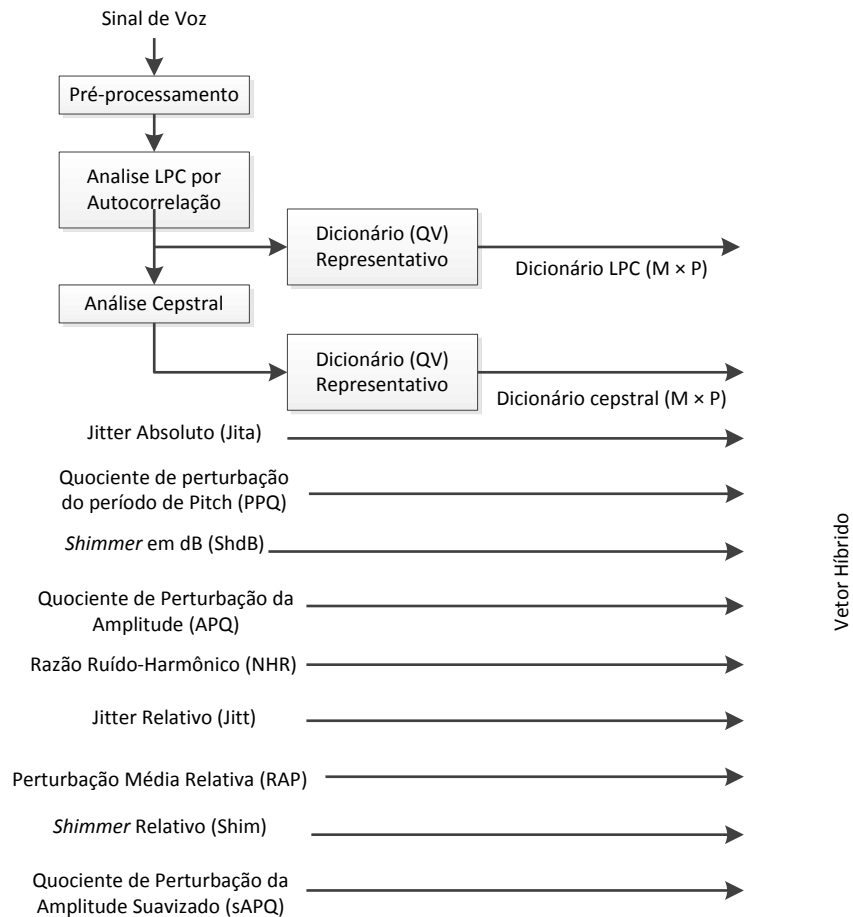


Figura 5.8 – Formação do vetor híbrido.

Para fins comparativos, foram utilizados os seguintes tipos de vetores representativos dos arquivos de voz:

- Híbrido 5 – Contendo cinco características não paramétricas, um dicionário 64×12 representativo LPC e outro de igual tamanho representativo cepstral. Vetor híbrido com um total de 1541 elementos.
- Híbrido 9 – Contendo nove características não paramétricas, um dicionário 64×12 representativo LPC e outro de igual tamanho representativo cepstral. Vetor híbrido com um total de 1545 elementos.
- LPC – Vetor contendo um dicionário 64×12 representativo LPC ou seja 768 elementos.
- Cepstral – Vetor contendo um dicionário 64×12 representativo Cepstral ou seja 768 elementos.

O resumo da quantidade de elementos que formam o vetor é apresentado na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Formação do Vetor.

Tipo	LPC	Cepstral	Não Paramétricos	Total de elementos
Híbrido 5	$64 \times 12 = 768$	$64 \times 12 = 768$	5	1541
Híbrido 9	$64 \times 12 = 768$	$64 \times 12 = 768$	9	1545
LPC	$64 \times 12 = 768$	0	0	768
Cepstral	0	$64 \times 12 = 768$	0	768

5.6 Classificação

5.6.1 Introdução

Na etapa de classificação, os sinais de voz foram submetidos a quatro avaliações:

1. Saudável *versus* patológico;
2. Edema de Reinke *versus* outras patologias;
3. Paralisia *versus* outras patologias.
4. Edema *versus* paralisia.

Na primeira avaliação, foram utilizadas as 53 vozes saudáveis contra as 43 vozes afetadas por edema, 15 vozes afetadas com nódulos e 46 vozes afetadas por paralisia, ou seja, 53 vozes saudáveis e 104 vozes patológicas.

Na segunda avaliação, foram utilizadas as 43 vozes afetadas por edema contra as 15 vozes afetadas com nódulos e 46 vozes afetadas por paralisia, ou seja, 43 vozes com edema de Reinke e 61 vozes com outras patologias.

Na terceira avaliação, foram utilizadas as 46 vozes afetadas por paralisia contra as 43 vozes afetadas por edema e as 15 vozes afetadas com nódulos, ou seja, 46 vozes afetadas por paralisia e 58 vozes com outras patologias.

Na quarta avaliação, foram utilizadas as 43 vozes afetadas por edema contra as 46 vozes afetadas por paralisia.

Para fins de comparação, foram escolhidos quatro classificadores dentre os inúmeros apresentados pelo programa Weka [66]:

1. Em árvore binária
2. LibSVM
3. *MultiClassClassifier*
4. *Multilayer Perceptron*

As etapas de treinamento e classificação utilizando cada um dos classificadores foram realizadas de forma idêntica: foi utilizada validação cruzada, dividindo os sinais em 6, 8, 10, 12, e 14 subconjuntos, utilizando $N - 1$ subconjuntos no treinamento e um subconjunto para teste. O procedimento foi repetido N vezes, deixando um subconjunto diferente fora do treinamento, por vez. O resultado geral é a média dos resultados individuais. Foram utilizados os valores padrão (*default*) de cada classificador, a não ser nos casos em que são explicitados valores diferentes.

A análise de desempenho foi realizada utilizando as seguintes medidas:

- Correta Rejeição (CR) – É detectada a correta ausência da patologia (Verdadeiro Negativo).
- Correta Aceitação (CA) – A patologia presente e detectada (também referido como verdadeiro positivo).
- Falsa Aceitação (FA) – É detectada erroneamente a presença da patologia (Falso Alarme ou Falso Positivo).
- Falsa Rejeição (FR) – A não detecção da patologia quando ela está presente (Falso Negativo).
- Especificidade (SP) – Indica a probabilidade da rejeição da patologia quando ela é inexistente. Dito em outras palavras, é a proporção de pessoas saudáveis cujo teste não apresenta patologia. Indica quão bom é a identificação de não patológicos. É dada por

$$SP = \frac{CR \times 100}{CR + FA}. \quad (18)$$

- Sensibilidade (SE) – Representa a probabilidade da correta identificação de patologias. É a proporção de pessoas com patologias cujo teste dá positivo. Indica quão bom é a identificação de indivíduos com a patologia, e é dada por

$$SE = \frac{CA \times 100}{CA + FR}. \quad (19)$$

- Eficiência (E) – Representa a taxa de classificação correta de uma dada classe, quando ela está presente. É dada por

$$E = \frac{(CR + CA) \times 100}{CA + CR + FA + FR}. \quad (20)$$

5.6.2 Classificador em árvore binária

Para a classificação em árvore binária simples, foi escolhido o classificador *Trees.J48* do pacote de *software* Weka denominada *Trees*. Este classificador produz uma árvore de decisão binária para classificação (Figura 5.9). Na fase de treinamento o grupo de amostras (raíz) é dividido em dois grupos. Esses grupos são subdivididos, cada grupo produzindo mais dois grupos, e assim sucessivamente até a profundidade (grau) desejada. Qualquer nó é a raiz de uma sub-árvore constituída dele e dos nós abaixo dele.

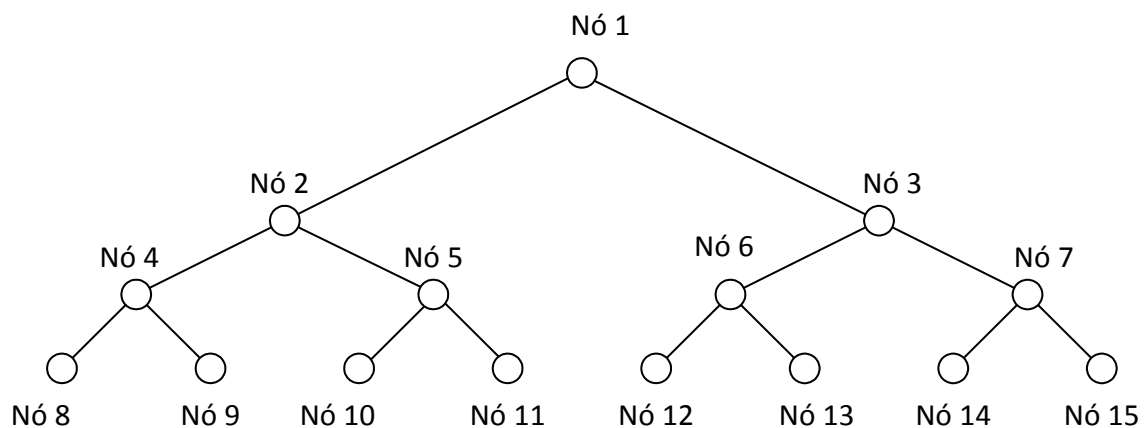


Figura 5.9 – Classificador binário em árvore.

5.6.3 Classificador utilizando máquina de vetores de suporte

O classificador com máquina de vetores de suporte utiliza *Support Vector Machine* (SVM) para calcular os resultados. Para tanto, foi utilizada a biblioteca *LibSVM* do Weka. Representa os dados como sendo pontos no espaço e os classifica pela maior separação possível. Constrói um hiperplano N -dimensional que separa as diferentes categorias.

5.6.4 Classificador Multiclasse

O classificador multiclasse é um meta-classificador para tratar dados multiclasse com classificadores de duas classes. Para o uso deste classificador, também foi utilizada

uma biblioteca do Weka, denominada *MultiClassClassifier*. Para esta classificação foi utilizado o classificador padrão do Weka.

5.6.5 Classificador *perceptron* multicamada

O classificador *perceptron* multicamada (*Multilayer Perceptron* – MLP) é uma rede neuronal com *feedforward*, ou seja, uma rede em que as conexões entre as camadas não criam ciclos. É uma extensão do algoritmo de *perceptron* linear. O algoritmo de *perceptron* linear consiste de duas camadas: entrada e saída. A soma das entradas ponderadas são passadas a uma função de ativação para gerar a saída. No classificador *perceptron* multicamada o mesmo princípio é utilizado, mas existe uma ou mais camadas escondidas entre a entrada e saída, permitindo distinguir dados que não podem ser separados linearmente (Figura 5.10).

No uso deste classificador a taxa de aprendizado foi fixada em $\eta = 0,05$ e o critério de parada do treinamento das redes foi de 2000 iterações. Foram realizados experimentos com 10 e com 20 neurônios na camada escondida. Para os demais valores do classificador foram utilizados os valores padrão.

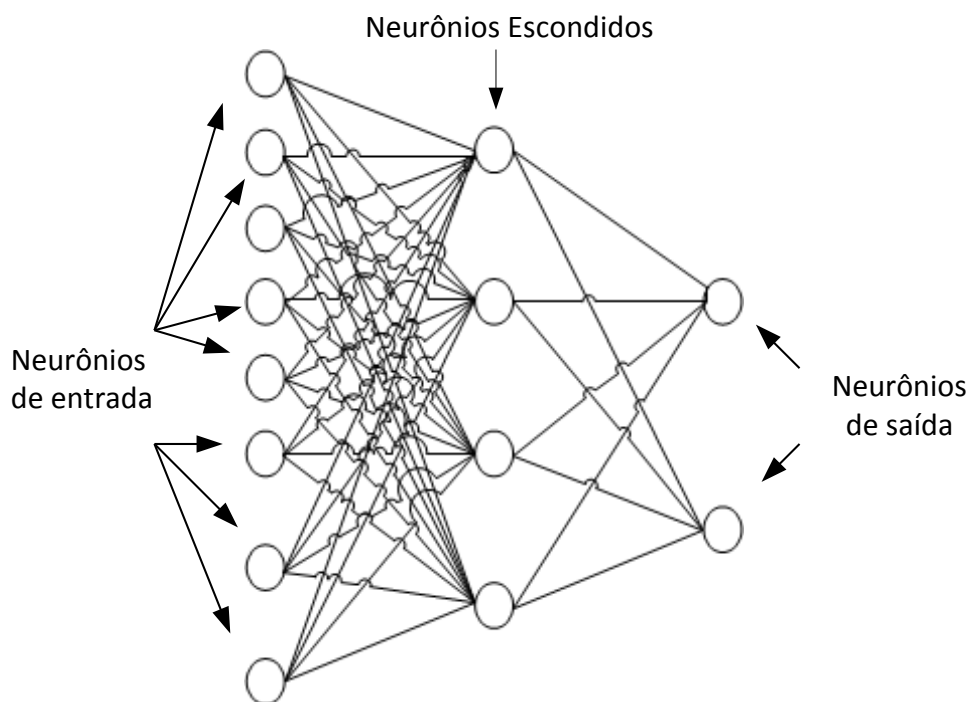


Figura 5.10 – Classificador *perceptron* multicamada com oito neurônios de entrada, uma camada com quatro neurônios na camada escondida, e dois neurônios de saída (três camadas ao todo).

5.7 Discussão

Neste capítulo foram apresentados os métodos utilizados na abordagem híbrida para obter a classificação nos quatro grupos:

5. Saudável *versus* patológico;
6. Edema de Reinke *versus* outras patologias;
7. Paralisia *versus* outras patologias.
8. Edema *versus* paralisia.

Foi também descrita a forma de classificação utilizando os dados comprimidos (com 64 níveis de 12 coeficientes) obtidos a partir das duas características (LPC e Cepstrais), juntamente com as características não paramétricas, diretamente nos classificadores. Os resultados obtidos utilizando esses classificadores são apresentados no próximo capítulo.

6 Apresentação e Análise dos Resultados

6.1 Introdução

O estudo comparativo dos métodos de classificação dos sinais de voz foi realizado por meio de uma abordagem híbrida, incluindo características não paramétricas e características paramétricas. As características não paramétricas pertencem aos grupos perturbação em frequência, perturbação em amplitude, e quantidade de ruído glotal presente, descritos na Seção 4.1. Como características paramétricas, foram utilizados coeficientes LPC e coeficientes cepstrais, conforme descrito na Seção 4.2.

Foram realizados quatro tipos de classificação:

- 1) Entre normal e patológico;
- 2) Entre edema e outras patologias;
- 3) Entre paralisia e outras patologias;
- 4) Entre edema e paralisia.

Os resultados obtidos nos quatro tipos de classificação estão detalhados nas seções 6.2, 6.3, 6.3.5 e 6.5 respectivamente. A tabela com todos os resultados obtidos encontra-se no Apêndice A.

A etapa de classificação foi realizada de oito formas distintas, denominadas aqui de métodos, resumidos na Tabela 6.1. A seguir, a descrição desses métodos:

- 1) Utilização de cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com quatro classificadores diferentes;
- 2) Utilização das mesmas cinco características do item 1, mas com divisão por gênero (vozes masculinas em um grupo e vozes femininas em outro grupo).
- 3) Utilização de nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, utilizando apenas o classificador *perceptron* multicamadas.
- 4) Utilização das mesmas nove características do item 3, com divisão por gênero, utilizando apenas o classificador *perceptron* multicamadas.
- 5) Utilização apenas dos coeficientes LPC na formação do vetor.
- 6) Utilização dos coeficientes LPC na formação do vetor, com divisão por gênero.

- 7) Utilização apenas dos coeficientes cepstrais na formação do vetor.
- 8) Utilização dos coeficientes cepstrais na formação do vetor, com divisão por gênero.

Tabela 6.1 – Resumo dos métodos utilizados na etapa de classificação.

	Sem divisão por gênero	Com divisão por gênero
Utilizando Vetor Híbrido com 5 características não paramétricas, com quatro classificadores	Método 1	Método 2
Utilizando Vetor Híbrido com 9 características não paramétricas, com classificador <i>perceptron</i> multicamadas	Método 3	Método 4
Utilizando Vetor de coeficientes LPC, com classificador <i>perceptron</i> multicamadas	Método 5	Método 6
Utilizando Vetor de coeficientes Cepstrais, com classificador <i>perceptron</i> multicamadas	Método 7	Método 8

Os itens 1 e 2 foram realizados com quatro classificadores, mas os demais itens apenas com o classificador *perceptron* multicamadas.

6.2 Classificação Normal *versus* Patológico

Na classificação entre vozes saudáveis e vozes com patologias foram feitas classificações utilizando os quatro classificadores, conforme descritos na Seção 5.6, tanto com pré-ênfase, como sem pré-ênfase. Foram feitas classificações utilizando validação cruzada, com 6, 8, 10, 12, e 14 grupos (conforme Seção 5.6).

6.2.1 Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o primeiro método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero), o maior grau de acerto na classificação foi de 86,7%, sendo obtida sem a utilização de pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP), com 20 neurônios escondidos e 12 subconjuntos (SC). Utilizando o segundo método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com separação por gênero) o maior grau de acerto no grupo masculino foi com o classificador multiclasse (MC) que obteve taxa de acerto de 96,4% (sem pré-ênfase, com 10 subconjuntos) e o grupo feminino obteve 92,2% com classificador em árvore binária (AB), com pré-ênfase e 12 subconjuntos. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.2 O vetor híbrido utilizado para os métodos 1 e 2 foi composto por 1541 elementos $((64 \times 12) + (64 \times 12) + 5)$.

Tabela 6.2 – Graus de acerto na classificação normal *versus* patológico utilizando os métodos 1 e 2.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 5 sem pré-ênfase MLP 12SC 20N	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
Híbrido 5 com pré-ênfase MLP 12SC 20N	45	91	8	14	84,9	86,7	86,1
Híbrido 5 sem pré-ênfase Masc MC 10SC	21	33	0	2	100	94,3	96,4
Híbrido 5 com pré-ênfase Masc MLP 10SC 20N	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
Híbrido 5 sem pré-ênfase Fem MLP 14SC 20N	27	63	5	7	84,4	90,0	88,2
Híbrido 5 com pré-ênfase Fem AB 12SC	28	66	4	4	87,5	94,3	92,2

Observa-se que dos quatro classificadores utilizados, o *perceptron* multicamadas (MLP) proporcionou maior grau de acerto para quatro das seis condições apresentadas na Tabela 6.2.

Vale destacar que o classificador multiclasse (MC) forneceu o maior grau de acerto da tabela, mas só para esta condição. Verificando a Tabela AP.13 (no Apêndice A) pode ser observado que este classificador obteve graus de acerto de 87,5% (8 subconjuntos), 89,3% (14 subconjuntos), 91,1% (6 e 12 subconjuntos), e 96,4% (10 subconjuntos), mostrando que o grau de acerto não é consistente e que, em termos gerais, o classificador MLP fornece um grau de acerto maior e com maior consistência. Por esta razão, nos métodos 3 a 8 foi utilizado apenas o classificador MLP.

6.2.2 Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o terceiro método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero) a maior taxa de acerto foi de 87,3%, sendo obtida utilizando pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP), com 12 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Com o quarto método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, separação por gênero) o maior grau de acerto registrado no grupo masculino foi de 94,6% (10 subconjuntos) e no feminino foi de 88,2% (14 subconjuntos), ambos obtidos sem pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP) com 20 neurônios na camada escondida.

Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.3. O vetor híbrido utilizado para os métodos 3 e 4 foi composto por 1545 elementos $((64 \times 12) + (64 \times 12) + 9)$.

Tabela 6.3 - Graus de acerto na classificação normal *versus* patológico utilizando os métodos 3 e 4.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 9 sem pré-ênfase MLP 10SC 20N	44	93	9	12	83,0	88,6	86,7
Híbrido 9 com pré-ênfase MLP 12SC 20N	45	93	8	12	84,9	88,6	87,3
Híbrido 9 sem pré-ênfase Masc MLP 10SC 20N	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
Híbrido 9 com pré-ênfase Masc MLP 10SC 20N	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
Híbrido 9 sem pré-ênfase Fem MLP 14SC 20N	27	63	5	7	84,4	90,0	88,2
Híbrido 9 com pré-ênfase Fem MLP 12SC	24	60	8	10	75,0	85,7	82,4

6.2.3 Utilização de vetor com dicionário representativo LPC

Nos testes de classificação saudável *versus* patológico utilizando o quinto método (vetor formado pelos coeficientes do dicionário LPC, sem separação por gênero) o maior grau de acerto na classificação foi de 82,9%, sendo obtido utilizando pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP), com 12 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. A partir do sexto método (vetor formado pelos coeficientes do dicionário LPC, com separação por gênero), o maior grau obtido foi de 89,3% para o masculino sem pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP) com 10 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Para o grupo feminino o maior grau de acerto ficou em 82,4% com pré-ênfase, com 6 subconjuntos e 20 neurônios escondidos. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.4. O vetor utilizado nos métodos 5 e 6 foi composto por 768 elementos (64 vetores LPC de ordem 12).

Tabela 6.4 - Graus de acerto na classificação normal *versus* patológico utilizando os métodos 5 e 6.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
LPC sem pré-ênfase MLP 10SC 20N	35	90	18	15	66,0	85,7	79,1
LPC com pré-ênfase MLP 12SC 20N	42	89	11	16	79,2	84,8	82,9
LPC sem pré-ênfase Masc MLP 10SC 20N	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
LPC com pré-ênfase Masc MLP 6SC 20N	17	32	4	3	81,0	91,4	87,5
LPC sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 20N	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4
LPC com pré-ênfase Fem MLP 6SC 20N	21	63	11	7	65,6	90,0	82,4

6.2.4 Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral

Nos testes de classificação utilizando apenas os coeficientes do dicionário cepstral, sem divisão por gênero (sétimo método), a melhor classificação foi de 87,3%, sendo obtida sem pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP) com 10 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Utilizando o oitavo método (coeficientes do dicionário cepstral, com divisão por gênero), o grupo masculino resultou em taxa de 91,1%, com 12 subconjuntos e o grupo feminino com 87,2% com 10 subconjuntos (ambos sem pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP) e com 20 neurônios na camada escondida). Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.5. O vetor utilizado nos métodos 7 e 8 foi composto por 768 elementos (64 vetores cepstrais de ordem 12).

Tabela 6.5 - Graus de acerto na classificação normal *versus* patológico utilizando os métodos 7 e 8.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Cepstral sem pré-ênfase MLP 10SC 10N	45	93	8	12	84,9	88,6	87,3
Cepstral com pré-ênfase MLP 12SC 10N	44	94	9	11	83,0	89,5	87,3
Cepstral sem pré-ênfase Masc MLP 12SC 20N	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1
Cepstral com pré-ênfase Masc MLP 8SC 20N	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
Cepstral sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 20N	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3
Cepstral com pré-ênfase Fem MLP 6SC 20N	23	62	9	8	71,9	88,6	83,3

6.2.5 Observações sobre a classificação normal *versus* patológico

Observa-se que na classificação entre vozes normais e patológicas, a divisão por gênero trouxe melhorias nas taxas de acerto, tanto com cinco quanto com nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido (Tabela 6.2 e Tabela 6.3). Também pode ser observado que a classificação utilizando o vetor híbrido com cinco elementos obtém um grau de acerto na classificação maior que apenas com LPC ou apenas com vetores formados por coeficientes cepstrais.

Em termos gerais o classificador MLP fornece um grau de acerto maior e mais consistente que os outros classificadores utilizados.

Comparando com alguns outros autores que realizaram separação entre vozes normais e vozes patológicas, pode-se resumir conforme a Tabela 6.6.

Tabela 6.6 – Comparação entre graus de acerto de alguns autores

Brandt (2012)	86,7 % 96,4% Masculino 92,2% Feminino
Godino-Llorente (Jan 2010) [20]	90,0%
Costa (dissertação 2008) [7]	100% (LPC) 95% (Mel-cepstral) OBS: Entre (Normal e Edema)
Tavares (2010) [67]	91%
Marinus (dissertação 2010) [63]	92,3% (Redes neurais, LPC) 94,0% (Redes neurais, LPC e Cepstrais) 92,4% (Quantização vetorial)

É importante ressaltar que a base de dados utilizada não é idêntica para os diversos autores e, portanto, não se pode fazer comparação direta. Mesmo entre os autores que utilizam a base de dados da Kay Elemetrics, não se tem garantia de que os mesmos arquivos de voz foram escolhidos para a obtenção dos resultados. Portanto, diferenças no percentual de acerto podem ser oriundos tanto do método utilizado, como dos arquivos escolhidos.

6.3 Classificação Edema *versus* Outras patologias

Os valores obtidos das vozes patológicas foram utilizados também para fazer a discriminação entre voz com edema *versus* outras patologias. Foram utilizados os mesmos quatro classificadores da seção anterior, conforme descritos na Seção 5.6, tanto com pré-ênfase, como sem pré-ênfase, nos primeiros dois métodos. Nos demais métodos, foi utilizado apenas o classificador *perceptron* multicamadas. Foram feitas classificações utilizando validação cruzada com 6, 8, 10, 12, e 14 subconjuntos (conforme Seção 5.6).

6.3.1 Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o primeiro método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero), o maior grau de acerto foi de 66,7%, sendo obtido utilizando pré-ênfase com o classificador *perceptron* multicamadas, com seis subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Com a

utilização do método dois (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero), foi obtida uma taxa de acerto de 82,9% para o grupo de vozes masculinas (com 10 subconjuntos) e para o grupo feminino foi de 65,7% (com 14 subconjuntos), ambos com pré-ênfase e o classificador MultiClasse (MC). Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.7.

Tabela 6.7 - Graus de acerto na classificação edema *versus* outras patologias utilizando os métodos 1 e 2.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 5 sem pré-ênfase MLP 6SC 10N	25	43	18	19	58,1	69,4	64,8
Híbrido 5 com pré-ênfase MLP 6SC 20N	24	46	19	16	55,8	74,2	66,7
Híbrido 5 sem pré-ênfase Masc MLP 8SC	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
Híbrido 5 com pré-ênfase Masc MC 10SC	6	23	5	1	54,6	95,8	82,9
Híbrido 5 sem pré-ênfase Fem MLP 8SC 20N	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
Híbrido 5 com pré-ênfase Fem MC 14SC	15	31	17	7	46,9	81,6	65,7

6.3.2 Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o terceiro método (utilizando nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero) na classificação edema *versus* outras patologias a maior taxa de acerto foi de 66,7%, sem pré-ênfase, seis subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Com o quarto método (utilizando nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero) o maior grau de acerto registrado no grupo masculino foi de 80,0% e no feminino foi de 62,9% (20 neurônios na camada escondida), ambos obtidos sem pré-ênfase, com o classificador *perceptron* multicamadas (MLP) com 8 subconjuntos. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.8.

Tabela 6.8 - Graus de acerto na classificação edema *versus* outras patologias utilizando os métodos 3 e 4.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 9 sem pré-ênfase MLP 6SC 20N	25	45	18	17	58,1	72,6	66,7
Híbrido 9 com pré-ênfase MLP 14SC 10N	32	42	20	20	61,5	67,7	64,9
Híbrido 9 sem pré-ênfase Masc MLP 8SC	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
Híbrido 9 com pré-ênfase Masc MLP 10SC 10N	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
Híbrido 9 sem pré-ênfase Fem MLP 8SC 20N	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
Híbrido 9 com pré-ênfase Fem MLP 14SC 10N	17	25	15	13	53,1	65,8	60,0

6.3.3 Utilização de vetor com dicionário representativo LPC

Nos testes de classificação de vozes afetadas por edema *versus* vozes com outra patologia utilizando apenas os coeficientes do dicionário LPC sem separação por gênero (método 5), o maior grau de acerto do classificador foi de 61,9%, (com seis subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida). Com o sexto método (coeficientes do dicionário LPC com separação por gênero), foi obtido um grau de acerto de 77,1% para o masculino (com 10 subconjuntos) e 64,3% para as vozes femininas (8 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida), ambos sem utilização de pré-ênfase. Os resultados estão resumidos na Tabela 6.9.

Tabela 6.9 - Graus de acerto na classificação edema *versus* outras patologias utilizando os métodos 5 e 6.

Método	CR	CA	FA	FR	SP	SE (%)	E (%)
LPC sem pré-ênfase MLP 6SC 10N	21	42	22	20	48,8	67,7	60,0
LPC com pré-ênfase MLP 6SC 10N	20	45	23	17	46,5	72,6	61,9
LPC sem pré-ênfase Masc MLP 10SC	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
LPC com pré-ênfase Masc MLP 6SC	5	21	6	3	45,5	87,5	74,3
LPC sem pré-ênfase Fem MLP 8SC 20N	18	27	14	11	56,3	71,1	64,3
LPC com pré-ênfase Fem MLP 6SC 10N	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9

6.3.4 Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral

Nos testes de classificação de vozes afetadas por edema *versus* vozes com outra patologia, com o sétimo método (coeficientes do dicionário de coeficientes cepstrais sem separação por gênero), utilizando apenas os coeficientes do dicionário cepstral o maior grau de acerto foi de 63,8%, sem a utilização de pré-ênfase, com 10 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Com o oitavo método (coeficientes do dicionário de coeficientes cepstrais com separação por gênero), foi obtido um grau de acerto de 74,3% para as vozes masculinas (com 10 subconjuntos), e 60,0% para as vozes femininas (com 14 subconjuntos), ambos sem pré-ênfase e com 10 neurônios na camada escondida. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.10.

Tabela 6.10 - Graus de acerto na classificação edema *versus* outras patologias utilizando os métodos 7 e 8.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Cepstral sem pré-ênfase MLP 10SC 10N	25	42	18	20	58,1	67,7	63,8
Cepstral com pré-ênfase MLP 10SC 10N	25	38	18	24	58,1	61,3	60,0
Cepstral sem pré-ênfase Masc MLP 10SC 10N	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
Cepstral com pré-ênfase Masc MLP 8SC	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
Cepstral sem pré-ênfase Fem MLP 14SC	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0
Cepstral com pré-ênfase Fem MLP 14SC	14	20	18	18	43,8	52,6	48,6

6.3.5 Observações sobre a classificação edema *versus* outras patologias

Na classificação entre edema de Reinke e outras patologias pode ser observado que o valor de acerto para as vozes femininas é muito inferior ao valor obtido para o grupo masculino (82,9% masculino e 65,7% feminino utilizando o Híbrido 5). A frequência fundamental típica de vozes femininas é mais elevada que a das vozes masculinas. O aumento da massa das dobras vocais mediante a presença do edema de Reinke diminui a frequência fundamental da voz e prejudica a oscilação em alta frequência (justamente a frequência típica do grupo feminino).

6.4 Classificação Paralisia *versus* Outras Patologias

Na classificação entre voz com paralisia *versus* outras patologias foram utilizados os mesmos quatro classificadores dos processos anteriores.

6.4.1 Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o primeiro método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero), o maior grau de acerto foi de 72,4% utilizando pré-ênfase com o classificador LibSVM (Support Vector Machine) com seis subconjuntos. Para o segundo método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero), o maior grau de acerto no grupo masculino foi de 80,0% com o classificador *perceptron* multicamadas com pré-ênfase e 12 subconjuntos. Na classificação do grupo feminino foi obtido 81,4%, utilizando o classificador LibSVM e 10 subconjuntos. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.11.

Tabela 6.11 - Graus de acerto na classificação paralisia *versus* outras patologias utilizando os métodos 1 e 2.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 5 sem pré-ênfase LibSVM 6SC	49	26	9	21	84,5	55,3	71,4
Híbrido 5 com pré-ênfase LibSVM 6SC	50	26	8	21	86,2	55,3	72,4
Híbrido 5 sem pré-ênfase Masc AB 8SC	7	19	5	4	58,3	82,6	74,3
Híbrido 5 com pré-ênfase Masc MLP 12SC	8	20	4	3	66,7	87,0	80,0
Híbrido 5 sem pré-ênfase Fem LSVM 10SC	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
Híbrido 5 com pré-ênfase Fem LSVM 10SC	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4

6.4.2 Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o terceiro método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero) na classificação paralisia *versus* outras patologias, a maior taxa de acerto foi de 65,7%, sendo obtida com pré-ênfase, 14 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Com o quarto método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero), o maior grau de acerto registrado no grupo masculino foi de 80,0% (com 12 subconjuntos) e no feminino foi de 68,6% (8 subconjuntos), ambos obtidos com pré-ênfase, com 20 neurônios na camada escondida. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.12.

Tabela 6.12 - Graus de acerto na classificação paralisia *versus* outras patologias utilizando os métodos 3 e 4.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 9 sem pré-ênfase MLP 14SC 10N	40	28	18	19	69,0	59,6	64,8
Híbrido 9 com pré-ênfase MLP 14SC 20N	42	27	16	20	72,4	57,5	65,7
Híbrido 9 sem pré-ênfase Masc MLP 12SC 10N	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
Híbrido 9 com pré-ênfase Masc MLP 12SC 20N	8	20	4	3	66,7	87,0	80,0
Híbrido 9 sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 10N	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
Híbrido 9 com pré-ênfase Fem MLP 8SC 20N	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6

6.4.3 Utilização de vetor com dicionário representativo LPC

Nos testes de classificação de vozes afetadas por paralisia *versus* vozes com outra patologia, o maior grau de acerto no quinto método (utilizando apenas os coeficientes do dicionário LPC, sem a separação por gênero) foi de 67,6%, sendo obtida sem a utilização da pré-ênfase, com 14 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Para o sexto método (coeficientes do dicionário LPC com a separação por gênero), o maior grau de acerto para as vozes masculinas foi de 74,3% (com pré-ênfase e 12 subconjuntos) e para as vozes femininas foi de 72,9% (sem pré-ênfase e com 10

subconjuntos), ambos com 10 neurônios na camada escondida. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.13.

Tabela 6.13 - Graus de acerto na classificação paralisia *versus* outras patologias utilizando os métodos 5 e 6.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
LPC sem pré-ênfase MLP 14SC 10N	42	29	16	18	72,4	61,7	67,6
LPC com pré-ênfase MLP 10SC 10N	36	25	22	22	62,1	53,2	58,1
LPC sem pré-ênfase Masc MLP 6SC 10N	6	16	6	7	50,0	69,6	62,9
LPC com pré-ênfase Masc MLP 12SC 10N	6	20	6	3	50,0	87,0	74,3
LPC sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 10N	36	15	10	9	78,3	62,5	72,9
LPC com pré-ênfase Fem MLP 14SC 10N	36	12	10	12	78,3	50,0	68,6

6.4.4 Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral

Nos testes de classificação de vozes afetadas por paralisia *versus* vozes com outra patologia com o sétimo método (utilizando apenas os coeficientes do dicionário cepstral sem separação por gênero) a taxa de acerto foi de 68,6%, sendo obtida sem utilização de pré-ênfase com 10 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Com o oitavo método (coeficientes do dicionário cepstral com separação por gênero), foi obtido um grau de acerto de 74,3% para as vozes masculinas (com 12 subconjuntos) e 72,9% para as vozes femininas (com oito subconjuntos), ambos sem pré-ênfase e com 10 neurônios na camada escondida. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.14.

Tabela 6.14 - Graus de acerto na classificação paralisia *versus* outras patologias utilizando os métodos 7 e 8.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Cepstral sem pré-ênfase MLP 10SC 10N	43	29	15	18	74,1	61,7	68,6
Cepstral com pré-ênfase MLP 14SC 20N	45	26	13	21	77,6	55,3	67,6
Cepstral sem pré-ênfase Masc MLP 12SC 10N	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
Cepstral com pré-ênfase Masc MLP 12SC	8	18	4	5	66,7	78,3	74,3
Cepstral sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 10N	37	11	9	13	80,4	45,8	68,6
Cepstral com pré-ênfase Fem MLP 8SC 10N	41	10	5	14	89,1	41,7	72,9

6.5 Classificação Edema *versus* Paralisia

Levando em consideração que a voz afetada por edema e a voz afetada por nódulo tem distorções semelhantes, e que isso pode afetar a classificação entre edema e outras patologias, quando os nódulos são incluídos nas outras patologias, resolveu-se fazer testes eliminando as vozes com nódulo, e fazendo a classificação edema *versus* paralisia.

6.5.1 Utilização de cinco características não paramétricas no vetor híbrido

O maior grau de acerto utilizando o vetor híbrido na discriminação entre edema e paralisia, com o primeiro método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero), foi de 65,6% com pré-ênfase, utilizando o classificador de máquina de vetores de suporte (SVM) com 10 subconjuntos. Para o segundo método (cinco características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero), o maior grau de acerto no grupo masculino foi de 79,4% utilizando o classificador *perceptron* multicamadas. Na classificação do grupo feminino o maior grau de acerto foi de 76,8% obtido com a utilização do classificador com a máquina de vetores de suporte (SVM) com 8 subconjuntos. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.15.

Tabela 6.15 - Graus de acerto na classificação edema *versus* paralisia utilizando os métodos 1 e 2.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 5 sem pré-ênfase SVM 14SC	32	27	11	20	74,4	57,4	65,6
Híbrido 5 com pré-ênfase SVM 10SC	34	25	9	22	79,1	53,2	65,6
Híbrido 5 sem pré-ênfase Masc MLP 6SC	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
Híbrido 5 com pré-ênfase Masc MLP 8SC	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
Híbrido 5 sem pré-ênfase Fem SVM 8SC	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
Híbrido 5 com pré-ênfase Fem SVM 8SC	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8

6.5.2 Utilização de nove características não paramétricas no vetor híbrido

Utilizando o terceiro método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, sem divisão por gênero) na classificação edema *versus* paralisia, a maior taxa de acerto foi de 64,4%, sendo obtida com pré-ênfase, 14 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Com o quarto método (nove características não paramétricas na formação do vetor híbrido, com divisão por gênero), o maior grau de acerto registrado no grupo masculino foi de 79,4% (sem pré-ênfase e 6 subconjuntos) e no feminino foi de 62,5% (com pré-ênfase e 10 subconjuntos), ambos obtidos com 10 neurônios na camada escondida. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.16.

Tabela 6.16 - Graus de acerto na classificação edema *versus* paralisia utilizando os métodos 3 e 4.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Híbrido 9 sem pré-ênfase MLP 14SC 10N	29	29	14	18	67,4	61,7	64,4
Híbrido 9 com pré-ênfase MLP 14SC 20N	27	29	16	18	62,8	61,7	62,2
Híbrido 9 sem pré-ênfase Masc MLP 6SC 10N	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
Híbrido 9 com pré-ênfase Masc MLP 8SC 20N	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5
Híbrido 9 sem pré-ênfase Fem MLP 10SC 10N	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5
Híbrido 9 com pré-ênfase Fem MLP 8SC 20N	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5

6.5.3 Utilização de vetor com dicionário representativo LPC

Nos testes de classificação de vozes afetadas por edema *versus* paralisia o maior grau de acerto com o quinto método (coeficientes do dicionário LPC sem a separação por gênero), foi de 64,4%, sendo obtida sem a utilização da pré-ênfase com 12 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida. Para o sexto método (coeficientes do dicionário LPC com a separação por gênero), o maior grau de acerto para as vozes masculinas foi de 82,4% (com 14 subconjuntos, e 10 neurônios na camada escondida) e para as vozes femininas foi de 62,5% (com 10 subconjuntos e 20 neurônios na camada escondida), ambos com pré-ênfase. Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.17.

Tabela 6.17 - Graus de acerto na classificação edema *versus* paralisia utilizando os métodos 5 e 6.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
LPC sem pré-ênfase MLP 12SC 20N	25	33	18	14	48,1	70,2	64,4
LPC com pré-ênfase MLP 14SC 10N	25	32	18	15	58,1	68,1	63,3
LPC sem pré-ênfase Masc MLP 6SC 10N	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
LPC com pré-ênfase Masc MLP 14SC 10N	7	21	4	2	63,6	91,3	82,4
LPC sem pré-ênfase Fem MLP 14SC 10N	22	13	10	11	68,8	54,2	62,5
LPC com pré-ênfase Fem MLP 10SC 20N	22	13	10	11	68,8	54,2	62,5

6.5.4 Utilização de vetor com dicionário representativo cepstral

Nos testes de classificação de vozes afetadas por edema *versus* vozes com paralisia com o sétimo método (coeficientes cepstrais sem separação por gênero), o maior grau de acerto foi de 64,4%, sendo obtida com pré-ênfase com seis subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Com o oitavo método (coeficientes cepstrais com separação por gênero), foi obtido um grau de acerto de 76,5% para as vozes masculinas (com 10 subconjuntos) e 62,5% para as vozes femininas (com seis subconjuntos), ambos sem pré-ênfase e com 10 neurônios na camada escondida. Os resultados estão resumidos na Tabela 6.18.

Tabela 6.18 - Graus de acerto na classificação edema *versus* paralisia utilizando os métodos 7 e 8.

Método	CR	CA	FA	FR	SP (%)	SE (%)	E (%)
Cepstral sem pré-ênfase MLP 10SC 10N	29	26	14	21	67,4	55,3	61,1
Cepstral com pré-ênfase MLP 14SC 20N	29	29	14	18	67,4	61,7	64,4
Cepstral sem pré-ênfase Masc MLP 10SC 10N	8	18	3	5	72,7	78,3	76,5
Cepstral com pré-ênfase Masc MLP 8SC	8	17	3	9	72,7	73,9	73,5
Cepstral sem pré-ênfase Fem MLP 6SC 10N	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5
Cepstral com pré-ênfase Fem MLP 10SC 10N	21	10	11	14	65,6	41,7	55,4

6.6 Resumo dos resultados

Neste capítulo, foram apresentados os resultados obtidos utilizando quatro classificadores, na discriminação entre vozes normais e vozes patológicas. Foram também apresentados os resultados obtidos na classificação entre vozes afetadas por edema e vozes afetadas por outras patologias, e vozes afetadas por paralisia e vozes afetadas por outras patologias, bem como vozes afetadas por edema e vozes afetadas por paralisia, utilizando os mesmos quatro classificadores.

O resumo dos maiores graus de acerto na classificação entre normal e patológico está na Tabela 6.19.

Tabela 6.19 – Resumo dos acertos máximos na classificação normal *versus* patológico.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Misto	86,7	87,3	82,9	87,3
Masculinos	96,4	94,6	89,3	91,1
Femininos	92,2	88,2	82,4	87,3

O resumo dos maiores graus de acerto na classificação entre vozes afetadas por edema e vozes afetadas por outras patologias está na Tabela 6.20.

Tabela 6.20 – Resumo dos acertos máximos na classificação edema *versus* outras patologias.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Misto	66,7	66,7	61,9	63,8
Masculinos	82,9	80,0	77,1	74,3
Femininos	65,7	62,9	64,3	60,0

O resumo dos maiores graus de acerto na classificação entre vozes afetadas por paralisia e vozes afetadas por outras patologias está na Tabela 6.21.

Tabela 6.21 – Resumo dos acertos máximos na classificação paralisia *versus* outras patologias.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Misto	72,4	65,7	67,6	68,6
Masculinos	80,0	80,0	74,3	74,3
Femininos	81,4	68,6	72,9	72,9

O resumo dos maiores graus de acerto na classificação entre vozes afetadas por edema e vozes afetadas por paralisia está na Tabela 6.22.

Tabela 6.22 – Resumo dos acertos máximos na classificação edema *versus* paralisia.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Misto	65,6	64,4	64,4	64,4
Masculinos	79,4	79,4	82,4	76,5
Femininos	76,8	62,5	62,5	62,5

Caso fosse escolhido um único classificador para realizar todas as classificações, deveria ser escolhido o *perceptron* multicamadas, sem pré-ênfase, com 10 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida, com as vozes divididas por gênero. Nestas condições o resumo de todos os classificadores ficaria conforme apresentado nas Tabelas 6.23 a 6.26.

Tabela 6.23 – Resumo final dos acertos na classificação normal *versus* patológico.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Masculinos	94,6	94,6	89,3	89,3
Femininos	85,3	87,3	77,5	87,3

Tabela 6.24 – Resumo final dos acertos na classificação edema *versus* outras patologias.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Masculinos	77,1	77,1	77,1	74,3
Femininos	52,9	54,3	60,0	50,0

Tabela 6.25 – Resumo final dos acertos na classificação paralisia *versus* outras patologias.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Masculinos	65,7	60,0	57,1	65,7
Femininos	68,6	68,6	72,9	68,6

Tabela 6.26 – Resumo final dos acertos na classificação edema *versus* paralisia.

	Híbrido 5 (%)	Híbrido 9 (%)	LPC (%)	Cepstral (%)
Masculinos	73,5	73,5	64,7	76,5
Femininos	60,7	62,5	58,9	60,7

Comparando os dados do vetor híbrido 5 com o vetor híbrido 9, pode ser visto que apenas no caso da classificação paralisia *versus* outras patologias no grupo masculino o grau de acerto encontrado foi menor para o híbrido 9. Nos demais casos o acerto foi igual ou superior para o vetor híbrido 9.

Comparando o vetor híbrido 9 com o LPC e cepstral, no grupo feminino na classificação edema *versus* outras patologias e na classificação paralisia *versus* outras patologias o acerto do híbrido 9 foi menor que o LPC. No grupo masculino na classificação paralisia *versus* outras patologias e na classificação edema *versus* paralisia o acerto do híbrido 9 foi menor que o que utilizou características cepstrais.

6.7 Discussão

Um grau de acerto de 50% é estatisticamente igual a acertar “cara” ou “coroa” no lançamento de uma moeda. Um grau de acerto consistentemente abaixo de 50% indica que a premissa de classificação está trocada. Valores muito próximos de 50% geralmente indicam dificuldade em classificar, sendo os valores buscados próximos ou igual a 100%.

Na classificação entre vozes saudáveis e patológicas, utilizando o vetor híbrido com nove características não paramétricas, sem utilização de pré-ênfase, com 10 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida, o grau de acerto obtido variou entre 87,3 (grupo feminino) e 94,6% (grupo masculino). No grupo masculino, esta classificação resultou em uma falsa rejeição de 5,7%, e no grupo feminino de 11,4%. Por outro lado, a falsa aceitação obtida foi de 4,7% (masculino) e 15,6% (feminino). Isso implica em dizer que de um grupo de 100 homens, seis com patologias na voz não serão detectados. Isso pode ser muito prejudicial. Outros cinco vão achar que tem alguma patologia mas na realidade são saudáveis (menos mal, pois após exames adicionais serão liberados). Para um grupo de 100 mulheres, 12 poderão ser liberadas com patologias não detectadas. Outras 16 poderão pensar que têm alguma patologia, mas na realidade têm vozes saudáveis. Após exames adicionais serão liberadas e, com o tempo, se recuperarão do susto.

Na tentativa de se fazer discriminações entre patologias, o grau de acerto foi muito baixo, pois variou de 54,3% até 77,1%. Pode-se concluir, que em termos de estudos preliminares, se obteve avanço, mas ainda há necessidade de melhorar muito os índices, para que a discriminação entre patologias se torne útil.

Utilizando apenas vozes afetadas por edema e vozes afetadas por paralisia obteve-se um grau de acerto de 73,5%, para as vozes masculinas e de 62,5% para as vozes femininas, utilizando o vetor híbrido com nove características não paramétricas, sem utilização de pré-ênfase, com 10 subconjuntos e 10 neurônios na camada escondida. Estes valores de acerto ainda são muito baixos para serem utilizados confiavelmente em um consultório, necessitando da utilização de métodos complementares para se chegar a um diagnóstico conclusivo.

7 Considerações Finais e Sugestões para Trabalhos Futuros

7.1 Introdução

A análise acústica vem ganhando aceitação entre os pacientes com desordens na voz provocadas por patologias no trato vocal, por ser um método não invasivo e menos desconfortável que os métodos tradicionais para diagnosticar estas patologias, em comparação com a laringoscopia, por exemplo.

Diversos pesquisadores têm trabalhado na classificação de vozes em patológicas ou saudáveis. A base de dados utilizada varia entre os diversos grupos de pesquisa, dificultando a comparação percentual direta entre os resultados obtidos. A estratégia utilizada neste trabalho foi a de fazer a classificação de diversas maneiras e fazer a comparação entre elas, todas utilizando a mesma base de dados. Assim pode-se afirmar se um método resulta em grau de acerto maior que outro, independente se o grau de acerto é maior ou não que o de outros autores, com outros métodos e outras bases de dados.

7.2 Limitações da base de dados

A base de vozes utilizada neste trabalho é comercial, utilizada por diversos pesquisadores de renome na área e, como toda ferramenta, tem suas limitações e suas virtudes. Uma das virtudes é ter um leque grande de patologias representadas. Uma das limitações, para o presente trabalho, é a presença de diversas patologias juntas (quadro patológico complexo), o que dificulta a obtenção de um grupo de treinamento puro, ou com apenas uma patologia. Quanto mais patologias presentes em um determinado sinal de voz, menos aquela voz representa uma determinada patologia.

Exemplificando melhor, o grupo de vozes afetadas por edema é composto por 43 vozes. Destas 43, apenas três são diagnosticadas como sendo afetadas apenas por edema. Todas as demais têm mais alguma patologia presente. Alguns dos sinais de voz afetados por edema têm, além do edema, mais cinco patologias presentes. O arquivo de voz afetada por edema CTB30AN, por exemplo, é afetado por edema, artrite cricoaritenóidea, hiperfunção, trauma de intubação, trauma de laringe, e restrição da movimentação das aritenóides.

Uma outra limitação encontrada na base de dados é a pequena quantidade de amostras para cada patologia distinta. Exemplificando, tem-se 53 vozes saudáveis. Se apenas uma voz saudável for classificada erroneamente resulta em um erro percentual de quase 2%. Levando em consideração 43 vozes com edema, uma voz classificada erroneamente resulta em um erro maior que 2%. O pior caso considerado ocorreu para as 15 vozes com nódulos. Mas, quando é considerada a soma de todas as vozes utilizadas (53+43+15+46=157), então uma voz classificada erroneamente resulta em um erro de apenas 0,64%.

7.3 Resumo da Pesquisa

Neste trabalho foram analisadas 53 vozes normais, 43 vozes afetadas por edema, 15 vozes afetadas pela presença de nódulos e 46 vozes afetadas por paralisia. As vozes foram divididas por gênero e, então, classificadas em vozes normais (saudáveis) e vozes patológicas, utilizando um vetor híbrido de características formado por elementos paramétricos e não paramétricos.

O vetor híbrido foi formado por cinco ou nove características não paramétricas e dois dicionários representativos de valores paramétricos. No primeiro momento, foram utilizadas cinco características não paramétricas: *Shimmer* em dB (ShdB), quociente de Perturbação da amplitude (APQ), Jitter absoluto (Jita) quociente de perturbação do período (PPQ) e razão ruído-harmônico (NHR). No segundo momento, foram acrescentados: *Shimmer* relativo (Shim), Quociente de Perturbação da Amplitude suavizado (sAPQ), *Jitter* relativo (jitt) e a média relativa da perturbação (RAP). Para os dois dicionários representativos de valores paramétricos, foram utilizados 64 vetores de ordem 12 de LPC e outros tantos de coeficientes cepstrais.

Na etapa de classificação, foram utilizados quatro classificadores a título de comparação: árvore binária, máquina de vetores de suporte (LibSVM), multiclasse, e *perceptron* multicamada.

Na classificação entre vozes normais e vozes patológicas, obteve-se um grau de acerto de 87,3% para as vozes femininas e de 94,6% para as vozes masculinas.

As vozes patológicas foram classificadas em vozes com edema ou vozes com paralisia, obtendo-se um grau de acerto de 62,5% para as vozes femininas e 73,5% para as vozes masculinas, entre estas duas patologias.

7.4 Contribuições

Neste trabalho, um vetor híbrido de características formado por elementos não paramétricos e paramétricos foi utilizado na classificação de vozes como saudáveis ou patológicas. Estudos de outros autores abordam características paramétricas, ou não paramétricas, na discriminação de vozes, mas não utilizam combinação das características em vetores híbridos.

Este estudo utilizou quatro classificadores a título de comparação. Outros autores normalmente escolhem um único classificador, com o qual baseiam os seus resultados.

Os resultados obtidos nos processos de classificação mostram que o uso de vetores híbridos melhora significativamente o processo de discriminação entre vozes patológicas e saudáveis, mas na discriminação entre patologias o ganho não é tão significativo.

7.5 Artigos publicados

Durante o desenvolvimento da tese, foi apresentado trabalho no IX SEMETRO intitulado *Characterization of Pathological Voice Signals Based on Classical Acoustic Analysis*^[68].

7.6 Sugestões para trabalhos futuros

A seguir, são listadas algumas sugestões para trabalhos futuros:

- Construção de uma base de dados mais representativa, no sentido de obtenção de um maior número de arquivos de uma mesma patologia e que represente patologias isoladas;
- Utilização de vetores a partir da composição de vetores paramétricos e não paramétricos com características obtidas por análise não linear;
- Utilização de vetores a partir da composição de vetores paramétricos e não paramétricos acrescentando outras características paramétricas;
- Modelagem paramétrica que considere intrinsicamente as modificações dos elementos do trato vocal pelas respectivas patologias.
- Comparação com resultados de especialistas em clínica médica.

- Realizar análise estatística, levando em consideração significância e variância.
- Criar uma base de vozes, como identidade, para ser utilizado pelo próprio participante, no futuro, para auxiliar na identificação do surgimento de possíveis patologias.

Referências Bibliográficas

1. KURY, M. D. G. **Política de Aristóteles. Tradução de Mário da Gama Kury.** 3^a. ed. Brasília: Editora Universidade de Brasília, 1997.
2. COSTA, S. S. D.; CRUZ, O. L. M.; OLIVEIRA, J. A. A. D. **Otorrinolaringologia: Princípios e Prática.** Porto Alegre: Artes Médicas, 1994.
3. ZITTA, S. M. **Análise Perceptivo-Auditiva e Acústica em Mulheres com Nódulos Vocais.** Centro Federal de Educação Tecnológica (CEFET-PR). Curitiba. 2005. Dissertação.
4. BUDANT, T. C. M. **Estudo da Variação dos Parâmetros Acústicos da Voz para o Estabelecimento de Padrão de Normalidade em Adolescentes.** Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná (CEFET-PR). Curitiba, p. 111. 2002. Dissertação de Mestrado.
5. FECHINE, J. M. **Reconhecimento Automático de Identidade Vocal Utilizando Modelagem Híbrida: Paramétrica e Estatística.** Universidade Federal da Paraíba. Campina Grande. 2000. Tese de Doutorado.
6. STEMPLE, J. C.; GLAZE, L.; KLABEN, B. **Clinical Voice Pathology Theory and Management.** Fourth Edition. ed. San Diego, CA, USA: Plural Publishing, 2010.
7. COSTA, S. L. N. C. **Análise Acústica, Baseada no Modelo Linear de Produção da Fala, para Discriminação de Vozes Patológicas.** Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Campina Grande. 2008. Tese de Doutorado.
8. DAVIS, S. B. Acoustic Characteristics of Normal and Pathological Voices. **Speech and Language: Advances in Basic Research and Practice**, Vol 1, 1979. 271-335.
9. QUEK, F. et al. Speech Pauses and Gestural Holds in Parkinson's Disease. **Proceedings of International Conference on Spoken Language Processing**, Vol 7, Setembro 2002. 2485-2488.
10. MICHAELIS, D.; FRÖHLICH, M.; STRUBE, H. W. Selection and Combination of Acoustic Features for the Description of Pathologic Voices. **Journal of the Acoustical Society of America**, 1998.
11. GODINO-LLORENTE, J. I.; GOMEZ-VILDA, P.; BLANCO-VELASCO, M. Dimensionality Reduction of a Pathological Voice Quality Assessment System Based on Gaussian Mixture Models and Short-Term Cepstral Parameters. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 53, n. 10, Oct. 2006. 1943-1953.
12. BAHOURA, M.; PELLETIER, C. Respiratory Sounds Classification using Cepstral Analysis and Gaussian Mixture Models. **Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, San Francisco, September 2004. 9-12.

13. UMAPATHY, K. et al. Discrimination of Pathological Voices Using a Time-Frequency Approach. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 52, n. 3, March 2005. 421-430.
14. DIBAZAR, A. A.; BERGER, T. W.; NARAYANAN, S. S. Pathological Voice Assessment. **Proceedings of the 28th IEEE Annual Engineering in Medicine and Biology Society conference (EMBS '06)**, New York, Aug-Sept. 2006. 1669-1673.
15. SHAMA, K.; KRISHNA, A.; CHOLAYYA, N. U. Study of Harmonics-to-Noise Ratio and Critical-Band Energy Spectrum of Speech as Acoustic Indicators of Laryngeal and Voice Pathology. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, 2007.
16. MURPHY, P. J.; AKANDE, O. O. Noise Estimation in Voice Signals using Short-Term Cepstral Analysis. **Journal of the Acoustical Society of America**, 121, n. 3, March 2007. 1679-1690.
17. SPADOLA BISETTI, M. et al. Non-invasive assessment of benign vocal folds lesions in children by means of ultrasonography. **International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology**, 2009. 1160–1162.
18. HADJITODOROV, S.; MITEV, P. A computer system for acoustic analysis of pathological voices and laryngeal diseases screening. **Medical Engineering & Physics**, 2002. 419-429.
19. ULOZA, V. et al. Categorizing Normal and Pathological Voices: Automated and Perceptual Categorization. **Jouranal of Voice**, 25, Nov. 2011. 700-708.
20. GODINO-LLORENTE, J. I. et al. The Effectiveness of the Glottal to Noise Excitation Ratio for the Screening of Voice Disorders. **Journal of Voice**, Jan 2010.
21. RABINER, L. R.; SCHAFER, R. W. **Digital Processing of Speech Signals**. [S.l.]: Prentice-Hall, 1978.
22. LIEBERMAN, P. Perturbations in Vocal Pitch. **The Journal of the Acoustical Society of America**, 33, n. 5, May 1961. 597-603.
23. MICHAELIS, D.; GRAMSS, T.; STRUBE, H. W. Glottal-to-Noise Excitation Ratio – A New Measure for Describing Pathological Voices. **ACUSTICA – Acta Acustica**, 83, 1997.
24. MILENKOVIC, P. Glottal Inverse Filtering by Joint Estimation of an AR System with a Linear Input Model. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, Fevereiro 1986.
25. ESPINOSA, C. H. et al. **Diagnosis of Vocal and Voice Disorders by the Speech Signal**. Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'00). Como, Italy: IEEE. 2000. p. 253-258.
26. MANFREDI, C. Adaptive Noise Energy Estimation in Pathological Speech Signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 47, November 2000. 1538-

1543.

27. PENG, C. et al. **Pathological Voice Classification Based on a Single Vowel's Acoustic Features**. Seventh International Conference on Computer and Information Technology. [S.l.]: IEEE Computer Society. 2007. p. 1106-1110.
28. TELES, V. D. C.; ROSINHA, A. C. U. **Análise Acústica dos Formantes e das Medidas de Perturbação do Sinal Sonoro em Mulheres Sem Queixas Vocais, Não Fumantes e Não Etilista**. Arq. Int. Otorrinolaringol. São Paulo: [s.n.]. 2008. p. 523-530.
29. BEBER, B. C.; CIELO, C. A. Características Vocais Acústicas de Homens com Voz e Laringe Normal. **Revista CEFAC**, 2010.
30. TEIXEIRA, J. P.; FERREIRA, D. B.; CARNEIRO, S. M. **Análise Acústica Vocal – Determinação do Jitter e Shimmer para Diagnóstico de Patologias de Fala**. 6º Congresso Luso-Moçambicano de Engenharia. Maputo: INEGI. 2011.
31. PARSA, V.; JAMIESON, D. G. Identification of Pathological Voices Using Glottal Noise Measures. **Journal of Speech, Language, and Hearing Research**, 2000. 469-485.
32. JO, C.; LI, T.; WANG, J. Estimation of Harmonic and Noise Components from Pathological Voice using Iterative Method. **Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference**, Shanghai, China, 1-4 September 2005. 4678-4681.
33. MURPHY, P. J. et al. Investigation of a glottal related harmonics-to-noise ratio and spectral tilt as indicators of glottal noise in synthesized and human voice signals. **Journal of Acoustical Society of America**, p. 1642-1652, Março 2008.
34. CHOI, S. H. et al. The Effect of Segment Selection on Acoustic Analysis. **Journal of Voice**, v. 26, n. 1, p. 1-7, 2012.
35. MAMMONE, R. J.; ZHANG, X.; RAMACHANDRAN, R. P. Robust Speaker Recognition - A Feature-Based Approach. **IEEE Signal Processing Magazine**, Sept. 1996. 58-71.
36. BOU-GHAZALE, S. E.; HANSEN, J. H. L. A Comparative Study of Traditional and Newly Proposed Features for Recognition of Speech Under Stress. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, 8, July 2000. 429-442.
37. MARINAKI, M. et al. Automatic Detection of Vocal Fold Paralysis and Edema. **Proceedings of the 8th International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP)**, Jeju, Korea, Oct. 2004.
38. ZIOGAS, E.; KOTROPOULOS, C. **Detection of Vocal Fold Paralysis and Edema using Linear Discriminant Classifiers**. Proceedings of SETN. [S.l.]: [s.n.]. 2006. p. 454-464.

39. DHANALAKSHMI, P.; PALANIVEL, S.; RAMALINGAM, V. Classification of Audio Signals using SVM and RBFNN. **Expert Systems with Applications**, 2008.
40. AGUIAR NETO, B. G. et al. Feature Estimation for Vocal Fold Edema Detection Using Short-Term Cepstral Analysis. **Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering**, 14-17 Oct. 2007. 1158-1162.
41. AGUIAR NETO, B. G. et al. Acoustic Features of Disordered Voices under Vocal Fold Pathology. **19th International Congress on Acoustics (ICA'07)**, Madrid, 2-7 Sept. 2007a.
42. FUKADA, T. et al. An Adaptive Algorithm for Mel-Cepstral Analysis of Speech. **Proceedings of the 1992 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**, 1992. 137-140.
43. TOKUDA, K.; KOBAYASHI, T.; IMAI, S. Recursive Calculation of Mel-Cepstrum from LP Coefficients. **Technical Report of Nagoya Institute of Technology**, 1994.
44. GODINO-LLORENTE, J. I.; AGUILERA-NAVARRO, S.; GÓMEZ-VILDA, P. Automatic Detection of Voice Impairments due to Vocal Misuse by Means of Gaussian Mixture Models. **Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, Istanbul, Turkey, 25-28 Oct. 2001. 1723-1726.
45. GODINO-LLORENTE, J. I.; GÓMEZ-VILDA, P. Automatic Detection of Voice Impairments by Means of Short-Term Cepstral Parameters and Neural Network Based Detectors. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 51, n. 2, Feb. 2004.
46. HARIHARAN, M.; PAULRAJ, M. P.; YAACOB, S. **Identification of Vocal Fold Pathology based on Mel Frequency Band Energy Coefficients and Singular Value Decomposition**. IEEE International Conference on Signal and Image Applications. [S.l.]: [s.n.]. 2009. p. 514-517.
47. ARIAS-LONDOÑO, J. D. et al. Automatic Detection of Pathological Voices Using Complexity Measures, Noise Parameters, and Mel-Cepstral Coefficients. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 58, February 2011. 370-379.
48. FONSECA, E. S. et al. Discrete Wavelet Transform and Support Vector Machine Applied to Pathological Voice Signals Identification. **Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Multimedia (ISM'05)**, 2005.
49. KUKHARCHIK, P. et al. Vocal Fold Pathology Detection using Modified Wavelet-like Features and Support Vector Machines. **EURASIP EUSIPCO**, 2007.
50. ARJMANDI, M. K.; POOYAN, M. An Optimum Algorithm in Pathological Voice Quality Assessment using Wavelet-packet-based Features, Linear Discriminant Analysis and Support Vector Machine. **Biomedical Signal Processing and Control**, 2011. 3-19.

51. SHAMA, K.; NIRANJAN, U. C. **Evaluation of Pathologic Voices Using Noise Energy**. National Conference on Communications. India: [s.n.]. 2004. p. 188-192.
52. LI, T.; JO, C. Discrimination of Severely Noisy Pathological Voice with Spectral Slope and HNR. **7th International Conference on Signal Processing Proceedings. ICSP '04**, Sept. 2004. 2218-2221.
53. MURPHY, P. J.; AKANDE, O. O. Quantification of Glottal and Voiced Speech Harmonics-to-Noise Ratios using Cepstral-Based Estimation. **ISCA Tutorial and Research Workshop on non-linear speech processing**, Barcelona, 19-22 April 2005.
54. PAULRAJ, M. P.; YAACOB, S.; HARIHARAN, M. **Diagnosis of Vocal Fold Pathology Using Time-Domain Features and Systole Activated Neural Network**. 5th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA). Kuala Lumpur, Malaysia: CSPA. 2009. p. 29-32.
55. KOTROPOULOS, C.; ARCE, G. R. Linear Classifier with Reject Option for the Detection of Vocal Fold Paralysis and Vocal Fold Edema. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, 2009. 1-13.
56. HARIHARAN, M.; PAULRAJ, M. P.; YAACOB, S. Time-Domain Features and Probabilistic Neural Network for the Detection of Vocal Fold Pathology. **Malaysian Journal of Computer Science**, v. 23, p. 60-67, 2010.
57. LOPES, C. D. R.; AGUIAR NETO, B. G. **Análise e Caracterização de Sinais de Voz com Patologias na Laringe**. VII Congresso de Iniciação Científica da Universidade Federal de Campina Grande. Campina Grande: UFCG. 2010.
58. ARIAS-LONDOÑO, J. D. et al. An Improved Method for Voice Pathology detection by means of a HMM-based Feature space transformation. **Pattern Recognition**, 2010.
59. RAJU, N. et al. **Normal versus pathology voice – an analysis**. International Conference on Computing, Communication and Applications (ICCCA). Dindigul, Tamilnadu: [s.n.]. 2012.
60. PENTAX, K. MDVP – Multi-Dimensional Voice Program. Disponível em: <<http://www.kaypentax.com>>. Acesso em: 20 Nov 2012.
61. O'SHAUGHNESSY, D. **Speech Communication: Human and Machine**. [S.l.]: Addison-Wesley Publishing Company, 1990.
62. KAY ELEMENTRICS. **Voice and Speech Laboratory**. [S.l.]. 1994.
63. MARINUS, J. V. D. M. L. **Estudo de Técnicas para Classificação de Vozes Afetadas por Patologias**. Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Campina Grande. 2010. Dissertação.
64. ZWETSCH, I. C. et al. Processamento digital de sinais no diagnóstico diferencial de

- doenças laríngeas benignas. **Scientia Medica**, v. v. 16, p. 109-114, 2006. ISSN n. 3.
65. FECHINE, J. M.; AGUIAR-NETO, B. G. **Modelamento de identidade vocal utilizando modelos de markov escondidos**. Anais do XVI Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional (CNMAC). Uberlândia: Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional. 1993.
66. WEKA. **Weka Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java**. Disponível em: <<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>>. Acesso em: 20 Novembro 2012.
67. TAVARES, R. et al. **Pathological Voice Detection by Cepstral Analysis Using Multiple Classifiers**. IWSSIP 2010 - 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing. [S.l.]: [s.n.]. p. 507-509.
68. BRANDT, R. R. et al. **Characterization of Pathological Voice Signals Based on Classical Acoustic Analysis**. IX SEMETRO. Natal, RN: [s.n.]. 2011. p. 1-6.

APÊNDICE A – Resultados completos

Códigos das legendas:

Nome	Significado
Tipo 1	Normal versus patológico
Tipo 2	Edema versus outras patologias
Tipo 3	Paralisia versus outras patologias
Tipo 4	Edema versus paralisia
Método 1	Cinco características não paramétricas
Método 2	Cinco características não paramétricas com divisão por gênero
Método 3	Nove características não paramétricas
Método 4	Nove características não paramétricas com divisão por gênero
Método 5	Apenas com coeficientes LPC no vetor
Método 6	Apenas com coeficientes LPC no vetor com divisão por gênero
Método 7	Apenas com coeficientes cepstrais no vetor
Método 8	Apenas com coeficientes cepstrais no vetor com divisão por gênero
SP	Sem pré-ênfase
CP	Com pré-ênfase
NE	Neurônios na camada Escondida
H5C	Vetor híbrido com cinco características não paramétricas
H9C	Vetor híbrido com nove características não paramétricas
LPC	Vetor LPC (64 × 12)
CEP	Vetor cepstral (64 × 12)

Tipo 1 (vozes normais *versus* patológicas)

Tipo 1, Método 1, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.1 – Tipo 1, SP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	86	13	19	75,5	81,9	79,7
8 subconjuntos	41	91	12	14	77,4	86,7	83,5
10 subconjuntos	34	95	19	10	64,2	90,5	81,6
12 subconjuntos	39	90	14	15	73,6	85,7	81,6
14 subconjuntos	35	93	18	12	66,0	88,6	81,0

Tabela AP.2 – Tipo 1, SP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	98	16	7	69,8	93,3	85,4
8 subconjuntos	38	95	15	10	71,7	90,5	84,2
10 subconjuntos	36	96	17	9	67,9	91,4	83,5
12 subconjuntos	37	97	16	8	69,8	92,4	84,8
14 subconjuntos	38	96	15	9	71,7	91,4	84,8

Tabela AP.3 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	94	30	11	43,4	89,5	74,1
8 subconjuntos	27	92	26	13	50,9	87,6	75,3
10 subconjuntos	26	93	27	12	49,1	88,6	75,3
12 subconjuntos	29	91	24	14	54,7	86,7	75,9
14 subconjuntos	30	94	23	11	56,6	89,5	78,5

Tabela AP.4 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	87	12	18	77,4	82,9	81,0
8 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4
10 subconjuntos	43	92	10	13	81,1	87,6	85,4
12 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8
14 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8

Tabela AP.5 – Tipo 1, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	91	12	14	77,4	86,7	83,5
8 subconjuntos	43	93	10	12	81,1	88,6	86,1
10 subconjuntos	44	92	9	13	83,0	87,6	86,1
12 subconjuntos	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
14 subconjuntos	42	91	11	14	79,2	86,7	84,2

Tipo 1, Método 1, Com pré-ênfase.

Tabela AP.6 – Tipo 1, CP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	83	18	22	66,0	79,0	74,7
8 subconjuntos	39	93	14	12	73,6	88,6	83,5
10 subconjuntos	39	90	14	15	73,6	85,7	81,6
12 subconjuntos	41	91	12	14	77,4	86,7	83,5
14 subconjuntos	41	91	12	14	77,4	86,7	83,5

Tabela AP.7 – Tipo 1, CP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	97	15	8	71,7	92,4	85,4
8 subconjuntos	39	95	14	10	73,6	90,5	84,8
10 subconjuntos	39	96	14	9	73,6	91,4	85,4
12 subconjuntos	39	96	14	9	73,6	91,4	85,4
14 subconjuntos	39	96	14	9	73,6	91,4	85,4

Tabela AP.8 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	27	92	26	13	50,9	87,6	75,3
8 subconjuntos	25	97	28	8	47,2	92,4	77,2
10 subconjuntos	27	94	26	11	50,9	89,5	76,6
12 subconjuntos	22	96	31	9	41,5	91,4	74,7
14 subconjuntos	29	90	24	15	54,7	85,7	75,3

Tabela AP.9 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	91	15	14	71,7	86,7	81,6
8 subconjuntos	43	90	10	15	81,1	85,7	84,2
10 subconjuntos	43	90	10	15	81,1	85,7	84,2
12 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4
14 subconjuntos	41	88	12	17	77,4	83,8	81,6

Tabela AP.10 – Tipo 1, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	92	15	13	71,7	87,6	82,3
8 subconjuntos	43	91	10	14	81,1	86,7	84,8
10 subconjuntos	41	93	12	12	77,4	88,6	84,8
12 subconjuntos	45	91	8	14	84,9	86,7	86,1
14 subconjuntos	44	88	9	17	83,0	83,8	83,5

Tipo 1, Método 2, Masculino, Sem Pré-ênfase.

Tabela AP.11 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	29	4	6	81,0	82,9	82,1
8 subconjuntos	13	27	8	8	61,9	77,1	71,4
10 subconjuntos	17	30	4	5	81,0	85,7	83,9
12 subconjuntos	15	27	6	8	71,4	77,1	75,0
14 subconjuntos	13	27	8	8	61,9	77,1	71,4

Tabela AP.12 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	32	6	3	71,4	91,4	83,9
8 subconjuntos	15	32	6	3	71,4	91,4	83,9
10 subconjuntos	14	30	7	5	66,7	85,7	78,6
12 subconjuntos	14	32	7	3	66,7	91,4	82,1
14 subconjuntos	14	31	7	4	66,7	88,6	80,4

Tabela AP.13 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	21	30	0	5	100,0	85,7	91,1
8 subconjuntos	18	31	3	4	85,7	88,6	87,5
10 subconjuntos	21	33	0	2	100,0	94,3	96,4
12 subconjuntos	18	33	3	2	85,7	94,3	91,1
14 subconjuntos	20	30	1	5	95,2	85,7	89,3

Tabela AP.14 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
8 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
10 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
12 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
14 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6

Tabela AP.15 – Tipo 1, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
8 subconjuntos	19	34	2	1	90,5	97,1	94,6
10 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
12 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
14 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6

Tipo 1, Método 2, Masculino, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.16 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	14	25	7	10	66,7	71,4	69,6
8 subconjuntos	14	24	7	11	66,7	68,6	67,9
10 subconjuntos	11	29	10	6	52,4	82,9	71,4
12 subconjuntos	13	28	8	7	61,9	80,0	73,2
14 subconjuntos	9	27	12	8	42,9	77,1	64,3

Tabela AP.17 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	16	32	5	3	76,2	91,4	85,7
8 subconjuntos	16	31	5	4	76,2	88,6	83,9
10 subconjuntos	16	30	5	5	76,2	85,7	82,1
12 subconjuntos	16	32	5	3	76,2	91,4	85,7
14 subconjuntos	16	30	5	5	76,2	85,7	82,1

Tabela AP.18 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
8 subconjuntos	18	30	3	5	85,7	85,7	85,7
10 subconjuntos	16	33	5	2	76,2	94,3	87,5
12 subconjuntos	18	30	3	5	85,7	85,7	85,7
14 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3

Tabela AP.19 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
8 subconjuntos	18	31	3	4	85,7	88,6	87,5
10 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
12 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
14 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3

Tabela AP.20 – Tipo 1, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
8 subconjuntos	17	32	4	3	81,0	91,4	87,5
10 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
12 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
14 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3

Tipo 1, Método 2, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.21 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	61	7	9	78,1	87,1	84,3
8 subconjuntos	26	60	6	10	81,3	85,7	84,3
10 subconjuntos	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3
12 subconjuntos	27	61	5	9	84,4	87,1	86,3
14 subconjuntos	27	64	5	6	84,4	91,4	89,2

Tabela AP.22 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3
8 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3
10 subconjuntos	24	64	8	6	75,0	91,4	86,3
12 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3
14 subconjuntos	23	64	9	6	71,9	91,4	85,3

Tabela AP.23 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	14	62	18	8	43,8	88,6	74,5
8 subconjuntos	12	64	20	6	37,5	91,4	74,5
10 subconjuntos	17	66	15	4	53,1	94,3	81,4
12 subconjuntos	15	66	17	4	46,9	94,3	79,4
14 subconjuntos	16	67	16	3	50,0	95,7	81,4

Tabela AP.24 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
8 subconjuntos	26	63	6	7	81,3	90,0	87,3
10 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
12 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
14 subconjuntos	27	61	5	9	84,4	87,1	86,3

Tabela AP.25 – Tipo 1, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
8 subconjuntos	25	61	7	9	78,1	87,1	84,3
10 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
12 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
14 subconjuntos	27	63	5	7	84,4	90,0	88,2

Tipo 1, Método 2, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.26 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	64	8	6	75,0	91,4	86,3
8 subconjuntos	27	64	5	6	84,4	91,4	89,2
10 subconjuntos	25	64	7	6	78,1	91,4	87,3
12 subconjuntos	28	66	4	4	87,5	94,3	92,2
14 subconjuntos	29	63	3	7	90,6	90,0	90,2

Tabela AP.27 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3
8 subconjuntos	24	63	8	7	75,0	90,0	85,3
10 subconjuntos	24	63	8	7	75,0	90,0	85,3
12 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3
14 subconjuntos	23	63	9	7	71,9	90,0	84,3

Tabela AP.28 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	14	66	18	4	43,8	94,3	78,4
8 subconjuntos	15	64	17	6	46,9	91,4	77,5
10 subconjuntos	16	65	16	5	50,0	92,9	79,4
12 subconjuntos	14	63	18	7	43,8	90,0	75,5
14 subconjuntos	18	64	14	6	56,3	91,4	80,4

Tabela AP.29 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	60	10	10	68,8	85,7	80,4
8 subconjuntos	24	60	8	10	75,0	85,7	82,4
10 subconjuntos	22	58	10	12	68,8	82,9	78,4
12 subconjuntos	20	59	12	11	62,5	84,3	77,5
14 subconjuntos	22	60	10	10	68,8	85,7	80,4

Tabela AP.30 – Tipo 1, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	60	13	10	59,4	85,7	77,5
8 subconjuntos	22	60	10	10	68,8	85,7	80,4
10 subconjuntos	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4
12 subconjuntos	20	59	12	11	62,5	84,3	77,5
14 subconjuntos	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4

Tipo 1, Método 3, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.31 – Tipo 1, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	90	12	15	77,4	85,7	82,9
8 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4
10 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8
12 subconjuntos	43	91	10	14	81,1	86,7	84,8
14 subconjuntos	43	92	10	13	81,1	87,6	85,4

Tabela AP.32 – Tipo 1, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8
8 subconjuntos	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
10 subconjuntos	44	93	9	12	83,0	88,6	86,7
12 subconjuntos	44	92	9	13	83,0	87,6	86,1
14 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8

Tipo 1, Método 3, Com pré-ênfase.

Tabela AP.33 – Tipo 1, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	90	14	15	73,6	85,7	81,6
8 subconjuntos	44	90	9	15	83,0	85,7	84,8
10 subconjuntos	43	92	10	13	81,1	87,6	85,4
12 subconjuntos	44	93	9	12	83,0	88,6	86,7
14 subconjuntos	44	87	9	18	83,0	82,9	82,9

Tabela AP.34 – Tipo 1, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	92	15	13	71,7	87,6	82,3
8 subconjuntos	42	91	11	14	79,2	86,7	84,2
10 subconjuntos	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
12 subconjuntos	45	93	8	12	84,9	88,6	87,3
14 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4

Tipo 1, Método 4, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.35 – Tipo 1, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
8 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
10 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
12 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
14 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6

Tabela AP.36 – Tipo 1, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
8 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
10 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
12 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6
14 subconjuntos	20	33	1	2	95,2	94,3	94,6

Tipo 1, Método 4, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.37 – Tipo 1, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
8 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
10 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
12 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
14 subconjuntos	19	30	2	5	90,5	85,7	87,5

Tabela AP.38 – Tipo 1, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
8 subconjuntos	17	31	4	4	81,0	88,6	85,7
10 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
12 subconjuntos	19	33	2	2	90,5	94,3	92,9
14 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3

Tipo 1, Método 4, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.39 – Tipo 1, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
8 subconjuntos	26	63	6	7	81,3	90,0	87,3
10 subconjuntos	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3
12 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
14 subconjuntos	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3

Tabela AP.40 – Tipo 1, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	63	6	7	81,3	90,0	87,3
8 subconjuntos	25	62	7	8	78,1	88,6	85,3
10 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
12 subconjuntos	26	62	6	8	81,3	88,6	86,3
14 subconjuntos	27	63	5	7	84,4	90,0	88,2

Tipo 1, Método 4, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.41 – Tipo 1, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	62	13	8	59,4	88,6	79,4
8 subconjuntos	24	60	8	10	75,0	85,7	82,4
10 subconjuntos	24	59	8	11	75,0	84,3	81,4
12 subconjuntos	20	57	12	13	62,5	81,4	75,5
14 subconjuntos	22	58	10	12	68,8	82,9	78,4

Tabela AP.42 – Tipo 1, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	60	13	10	59,4	85,7	77,5
8 subconjuntos	23	60	9	10	71,9	85,7	81,4
10 subconjuntos	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4
12 subconjuntos	20	59	12	11	62,5	84,3	77,5
14 subconjuntos	22	60	10	10	68,8	85,7	80,4

Tipo 1, Método 5, Sem Pré-ênfase.

Tabela AP.43 – Tipo 1, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	31	86	22	19	58,5	81,9	74,1
8 subconjuntos	33	88	20	17	62,3	83,8	76,6
10 subconjuntos	35	87	18	18	66,0	82,9	77,2
12 subconjuntos	36	86	17	19	67,9	81,9	77,2
14 subconjuntos	35	87	18	18	66,0	82,9	77,2

Tabela AP.44 – Tipo 1, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	91	19	14	64,2	86,7	79,1
8 subconjuntos	33	88	20	17	62,3	83,8	76,6
10 subconjuntos	35	90	18	15	66,0	85,7	79,1
12 subconjuntos	36	89	17	16	67,9	84,8	79,1
14 subconjuntos	34	88	19	17	64,2	83,8	77,2

Tipo 1, Método 5, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.45 – Tipo 1, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	86	15	19	71,7	81,9	78,5
8 subconjuntos	39	91	14	14	73,6	86,7	82,3
10 subconjuntos	37	92	16	13	69,8	87,6	81,6
12 subconjuntos	41	85	12	20	77,4	81,0	79,7
14 subconjuntos	40	89	13	16	75,5	84,8	81,6

Tabela AP.46 – Tipo 1, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	88	14	17	73,6	83,8	80,4
8 subconjuntos	38	91	15	14	71,7	86,7	81,6
10 subconjuntos	37	93	16	12	69,8	88,6	82,3
12 subconjuntos	42	89	11	16	79,2	84,8	82,9
14 subconjuntos	39	91	14	14	73,6	86,7	82,3

Tipo 1, Método 6, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.47 – Tipo 1, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
8 subconjuntos	18	30	3	5	85,7	85,7	85,7
10 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
12 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
14 subconjuntos	18	31	3	4	85,7	88,6	87,5

Tabela AP.48 – Tipo 1, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
8 subconjuntos	17	30	4	5	81,0	85,7	83,9
10 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
12 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3
14 subconjuntos	18	32	3	3	85,7	91,4	89,3

Tipo 1, Método 6, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.49 – Tipo 1, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	31	4	4	81,0	88,6	85,7
8 subconjuntos	16	30	5	5	76,2	85,7	82,1
10 subconjuntos	17	30	4	5	81,0	85,7	83,9
12 subconjuntos	17	30	4	5	81,0	85,7	83,9
14 subconjuntos	18	30	3	5	85,7	85,7	85,7

Tabela AP.50 – Tipo 1, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	32	4	3	81,0	91,4	87,5
8 subconjuntos	15	30	6	5	71,4	85,7	80,4
10 subconjuntos	17	30	4	5	81,0	85,7	83,9
12 subconjuntos	16	30	5	5	76,2	85,7	82,1
14 subconjuntos	18	30	3	5	85,7	85,7	85,7

Tipo 1, Método 6, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.51 – Tipo 1, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	58	13	12	59,4	82,9	75,5
8 subconjuntos	19	57	13	13	59,4	81,4	74,5
10 subconjuntos	21	58	11	12	65,6	82,9	77,5
12 subconjuntos	20	56	12	14	62,5	80,0	74,5
14 subconjuntos	19	55	13	15	59,4	78,6	72,5

Tabela AP.52 – Tipo 1, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	58	14	12	56,3	82,9	74,5
8 subconjuntos	18	58	14	12	56,3	82,9	74,5
10 subconjuntos	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4
12 subconjuntos	19	58	13	12	59,4	82,9	75,5
14 subconjuntos	18	54	14	16	56,3	77,1	70,6

Tipo 1, Método 6, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.53 – Tipo 1, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	63	13	7	59,4	90,0	80,4
8 subconjuntos	19	59	13	11	59,4	84,3	76,5
10 subconjuntos	21	58	11	12	65,6	82,9	77,5
12 subconjuntos	20	60	12	10	62,5	85,7	78,4
14 subconjuntos	22	54	10	16	68,8	77,1	74,5

Tabela AP.54 – Tipo 1, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	21	63	11	7	65,6	90,0	82,4
8 subconjuntos	20	59	12	11	62,5	84,3	77,5
10 subconjuntos	21	59	11	11	65,6	84,3	78,4
12 subconjuntos	19	60	13	10	59,4	85,7	77,5
14 subconjuntos	21	56	11	14	65,6	80,0	75,5

Tipo 1, Método 7, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.55 – Tipo 1, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8
8 subconjuntos	44	93	9	12	83,0	88,6	86,7
10 subconjuntos	45	93	8	12	84,9	88,6	87,3
12 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4
14 subconjuntos	46	90	7	15	86,8	85,7	86,1

Tabela AP.56 – Tipo 1, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	42	93	11	12	79,2	88,6	85,4
8 subconjuntos	43	95	10	10	81,1	90,5	87,3
10 subconjuntos	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
12 subconjuntos	44	93	9	12	83,0	88,6	86,7
14 subconjuntos	44	91	9	14	83,0	86,7	85,4

Tipo 1, Método 7, Com pré-ênfase.

Tabela AP.57 – Tipo 1, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	90	13	15	75,5	85,7	82,3
8 subconjuntos	42	91	11	14	79,2	86,7	84,2
10 subconjuntos	42	87	11	18	79,2	82,9	81,6
12 subconjuntos	44	94	9	11	83,0	89,5	87,3
14 subconjuntos	42	92	11	13	79,2	87,6	84,8

Tabela AP.58 – Tipo 1, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	92	13	13	75,5	87,6	83,5
8 subconjuntos	42	91	11	14	79,2	86,7	84,2
10 subconjuntos	40	88	13	17	75,5	83,8	81,0
12 subconjuntos	43	94	10	11	81,1	89,5	86,7
14 subconjuntos	41	93	12	12	77,4	88,6	84,8

Tipo 1, Método 8, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.59 – Tipo 1, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1
8 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
10 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
12 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1
14 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1

Tabela AP.60 – Tipo 1, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1
8 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
10 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
12 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1
14 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1

Tipo 1, Método 8, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.61 – Tipo 1, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	29	2	6	90,5	82,9	85,7
8 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
10 subconjuntos	19	30	2	5	90,5	85,7	87,5
12 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
14 subconjuntos	20	30	1	5	95,2	85,7	89,3

Tabela AP.62 – Tipo 1, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	29	2	6	90,5	82,9	85,7
8 subconjuntos	19	32	2	3	90,5	91,4	91,1
10 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
12 subconjuntos	19	31	2	4	90,5	88,6	89,3
14 subconjuntos	20	31	1	4	95,2	88,6	91,1

Tipo 1, Método 8, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.63 – Tipo 1, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
8 subconjuntos	25	63	7	7	78,1	90,0	86,3
10 subconjuntos	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3
12 subconjuntos	24	62	8	8	75,0	88,6	84,3
14 subconjuntos	25	63	7	7	78,1	90,0	86,3

Tabela AP.64 – Tipo 1, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	61	6	9	81,3	87,1	85,3
8 subconjuntos	25	64	7	6	78,1	91,4	87,3
10 subconjuntos	27	62	5	8	84,4	88,6	87,3
12 subconjuntos	25	61	7	9	78,1	87,1	84,3
14 subconjuntos	25	63	7	7	78,1	90,0	86,3

Tipo 1, Método 8, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.65 – Tipo 1, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	61	8	9	75,0	87,1	83,3
8 subconjuntos	23	61	9	9	71,9	87,1	82,4
10 subconjuntos	22	59	10	11	68,8	84,3	79,4
12 subconjuntos	23	60	9	10	71,9	85,7	81,4
14 subconjuntos	24	59	8	11	75,0	84,3	81,4

Tabela AP.66 – Tipo 1, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	62	9	8	71,9	88,6	83,3
8 subconjuntos	22	62	10	8	68,8	88,6	82,4
10 subconjuntos	23	58	9	12	71,9	82,9	79,4
12 subconjuntos	24	59	8	11	75,0	84,3	81,4
14 subconjuntos	23	58	9	12	71,9	82,9	79,4

Tipo 2 (vozes com edema *versus* vozes com outras patologias).

Tipo 2, Método 1, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.67 – Tipo 2, SP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	41	26	21	39,5	66,1	55,2
8 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0
10 subconjuntos	19	39	24	23	44,2	62,9	55,2
12 subconjuntos	18	41	25	21	41,9	66,1	56,2
14 subconjuntos	24	40	19	22	55,8	64,5	61,0

Tabela AP.68 – Tipo 2, SP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	42	24	20	44,2	67,7	58,1
8 subconjuntos	20	41	23	21	46,5	66,1	58,1
10 subconjuntos	17	43	26	19	39,5	69,4	57,1
12 subconjuntos	20	40	23	22	46,5	64,5	57,1
14 subconjuntos	23	41	20	21	53,5	66,1	61,0

Tabela AP.69 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	40	26	22	39,5	64,5	54,3
8 subconjuntos	16	35	27	27	37,2	56,5	48,6
10 subconjuntos	19	47	24	15	44,2	75,8	62,9
12 subconjuntos	18	46	25	16	41,9	74,2	61,0
14 subconjuntos	20	46	23	16	46,5	74,2	62,9

Tabela AP.70 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	43	18	19	58,1	69,4	64,8
8 subconjuntos	22	41	21	21	51,2	66,1	60,0
10 subconjuntos	18	39	25	23	41,9	62,9	54,3
12 subconjuntos	23	40	20	22	53,5	64,5	60,0
14 subconjuntos	22	39	21	23	51,2	62,9	58,1

Tabela AP.71 – Tipo 2, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	42	20	20	53,5	67,7	61,9
8 subconjuntos	20	43	23	19	46,5	69,4	60,0
10 subconjuntos	19	41	24	21	44,2	66,1	57,1
12 subconjuntos	23	42	20	20	53,5	67,7	61,9
14 subconjuntos	22	41	21	21	51,2	66,1	60,0

Tipo 2, Método 1, Com pré-ênfase.

Tabela AP.72 – Tipo 2, CP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	41	20	21	53,5	66,1	61,0
8 subconjuntos	14	38	29	24	32,6	61,3	49,5
10 subconjuntos	20	35	23	27	46,5	56,5	52,4
12 subconjuntos	19	43	24	19	44,2	69,4	59,0
14 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0

Tabela AP.73 – Tipo 2, CP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	38	24	24	44,2	61,3	54,3
8 subconjuntos	22	39	21	23	51,2	62,9	58,1
10 subconjuntos	16	41	27	21	37,2	66,1	54,3
12 subconjuntos	19	36	24	26	44,2	58,1	52,4
14 subconjuntos	21	35	22	27	48,8	56,5	53,3

Tabela AP.74 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	44	23	18	46,5	71,0	61,0
8 subconjuntos	17	48	26	14	39,5	77,4	61,9
10 subconjuntos	19	44	24	18	44,2	71,0	60,0
12 subconjuntos	17	47	26	15	39,5	75,8	61,0
14 subconjuntos	14	43	29	19	32,6	69,4	54,3

Tabela AP.75 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	44	20	18	53,5	71,0	63,8
8 subconjuntos	21	44	22	18	48,8	71,0	61,9
10 subconjuntos	22	38	21	24	51,2	61,3	57,1
12 subconjuntos	21	42	22	20	48,8	67,7	60,0
14 subconjuntos	21	38	22	24	48,8	61,3	56,2

Tabela AP.76 – Tipo 2, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	46	19	16	55,8	74,2	66,7
8 subconjuntos	19	44	24	18	44,2	71,0	60,0
10 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0
12 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0
14 subconjuntos	21	42	22	20	48,8	67,7	60,0

Tipo 2, Método 2, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.77 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	3	17	8	7	27,3	70,8	57,1
8 subconjuntos	5	19	6	5	45,5	79,2	68,6
10 subconjuntos	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
12 subconjuntos	6	15	5	9	54,5	62,5	60,0
14 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7

Tabela AP.78 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7
8 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7
10 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7
12 subconjuntos	0	22	11	2	0,0	91,7	62,9
14 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7

Tabela AP.79 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	2	22	9	2	18,2	91,7	68,6
8 subconjuntos	2	20	9	4	18,2	83,3	62,9
10 subconjuntos	2	21	9	3	18,2	87,5	65,7
12 subconjuntos	0	21	11	3	0,0	87,5	60,0
14 subconjuntos	0	24	11	0	0,0	100,0	68,6

Tabela AP.80 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	16	4	8	63,6	66,7	65,7
8 subconjuntos	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	18	4	6	63,6	75,0	71,4
14 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3

Tabela AP.81 – Tipo 2, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	5	8	54,5	66,7	62,9
8 subconjuntos	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
14 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3

Tipo 2, Método 2, Masculino, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.82 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	4	18	7	6	36,4	75,0	62,9
8 subconjuntos	4	18	7	6	36,4	75,0	62,9
10 subconjuntos	5	17	6	7	45,5	70,8	62,9
12 subconjuntos	4	14	7	10	36,4	58,3	51,4
14 subconjuntos	3	14	8	10	27,3	58,3	48,6

Tabela AP.83 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7
8 subconjuntos	0	22	11	2	0,0	91,7	62,9
10 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7
12 subconjuntos	0	22	11	2	0,0	91,7	62,9
14 subconjuntos	0	23	11	1	0,0	95,8	65,7

Tabela AP.84 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	21	4	3	63,6	87,5	80,0
8 subconjuntos	5	22	6	2	45,5	91,7	77,1
10 subconjuntos	6	23	5	1	54,5	95,8	82,9
12 subconjuntos	5	21	6	3	45,5	87,5	74,3
14 subconjuntos	4	23	7	1	36,4	95,8	77,1

Tabela AP.85 – Tipo 2, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	18	5	6	54,5	75,0	68,6
8 subconjuntos	7	18	4	6	63,6	75,0	71,4
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	18	4	6	63,6	75,0	71,4
14 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4

Tabela AP.86 – Tipo 2 CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	18	5	6	54,5	75,0	68,6
8 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
10 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4
12 subconjuntos	6	18	5	6	54,5	75,0	68,6
14 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4

Tipo 2, Método 2, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.87 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	13	19	19	19	40,6	50,0	45,7
8 subconjuntos	13	23	19	15	40,6	60,5	51,4
10 subconjuntos	13	15	19	23	40,6	39,5	40,0
12 subconjuntos	11	20	21	18	34,4	52,6	44,3
14 subconjuntos	17	18	15	20	53,1	47,4	50,0

Tabela AP.88 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	17	12	21	62,5	44,7	52,9
8 subconjuntos	21	18	11	20	65,6	47,4	55,7
10 subconjuntos	21	18	11	20	65,6	47,4	55,7
12 subconjuntos	19	16	13	22	59,4	42,1	50,0
14 subconjuntos	22	17	10	21	68,8	44,7	55,7

Tabela AP.89 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	13	25	19	13	40,6	65,8	54,3
8 subconjuntos	18	25	14	13	56,3	65,8	61,4
10 subconjuntos	17	25	15	13	53,1	65,8	60,0
12 subconjuntos	17	22	15	16	53,1	57,9	55,7
14 subconjuntos	14	25	18	13	43,8	65,8	55,7

Tabela AP.90 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	22	15	16	53,1	57,9	55,7
8 subconjuntos	16	23	16	15	50,0	60,5	55,7
10 subconjuntos	15	22	17	16	46,9	57,9	52,9
12 subconjuntos	17	20	15	18	53,1	52,6	52,9
14 subconjuntos	17	25	15	13	53,1	65,8	60,0

Tabela AP.91 – Tipo 2, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	16	22	16	16	50,0	57,9	54,3
8 subconjuntos	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
10 subconjuntos	15	22	17	16	46,9	57,9	52,9
12 subconjuntos	15	21	17	17	46,9	55,3	51,4
14 subconjuntos	16	25	16	13	50,0	65,8	58,6

Tipo 2, Método 2, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.92 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	16	16	16	22	50,0	42,1	45,7
8 subconjuntos	16	14	16	24	50,0	36,8	42,9
10 subconjuntos	15	19	17	19	46,9	50,0	48,6
12 subconjuntos	12	15	20	23	37,5	39,5	38,6
14 subconjuntos	14	20	18	18	43,8	52,6	48,6

Tabela AP.93 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	16	13	22	59,4	42,1	50,0
8 subconjuntos	25	16	7	22	78,1	42,1	58,6
10 subconjuntos	22	16	10	22	68,8	42,1	54,3
12 subconjuntos	24	16	8	22	75,0	42,1	57,1
14 subconjuntos	25	16	7	22	78,1	42,1	58,6

Tabela AP.94 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	27	17	11	46,9	71,1	60,0
8 subconjuntos	14	26	18	12	43,8	68,4	57,1
10 subconjuntos	13	24	19	14	40,6	63,2	52,9
12 subconjuntos	13	27	19	11	40,6	71,1	57,1
14 subconjuntos	15	31	17	7	46,9	81,6	65,7

Tabela AP.95 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	19	17	19	46,9	50,0	48,6
8 subconjuntos	16	19	16	19	50,0	50,0	50,0
10 subconjuntos	16	18	16	20	50,0	47,4	48,6
12 subconjuntos	16	19	16	19	50,0	50,0	50,0
14 subconjuntos	16	24	16	14	50,0	63,2	57,1

Tabela AP.96 – Tipo 2, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	19	17	19	46,9	50,0	48,6
8 subconjuntos	16	20	16	18	50,0	52,6	51,4
10 subconjuntos	15	19	17	19	46,9	50,0	48,6
12 subconjuntos	16	20	16	18	50,0	52,6	51,4
14 subconjuntos	16	24	16	14	50,0	63,2	57,1

Tipo 2, Método 3, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.97 – Tipo 2, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	42	19	20	55,8	67,7	62,9
8 subconjuntos	21	43	22	19	48,8	69,4	61,0
10 subconjuntos	19	41	24	21	44,2	66,1	57,1
12 subconjuntos	24	42	19	20	55,8	67,7	62,9
14 subconjuntos	23	41	20	21	53,5	66,1	61,0

Tabela AP.98 – Tipo 2, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	45	18	17	58,1	72,6	66,7
8 subconjuntos	21	43	22	19	48,8	69,4	61,0
10 subconjuntos	20	41	23	21	46,5	66,1	58,1
12 subconjuntos	24	42	19	20	55,8	67,7	62,9
14 subconjuntos	23	40	20	22	53,5	64,5	60,0

Tipo 2, Método 3, Com pré-ênfase.

Tabela AP.99 – Tipo 2, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	45	20	17	53,5	72,6	64,8
8 subconjuntos	22	43	21	19	51,2	69,4	61,9
10 subconjuntos	22	41	21	21	51,2	66,1	60,0
12 subconjuntos	22	41	21	21	51,2	66,1	60,0
14 subconjuntos	32	42	20	20	61,5	67,7	64,9

Tabela AP.100 – Tipo 2, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	44	21	18	51,2	71,0	62,9
8 subconjuntos	20	45	23	17	46,5	72,6	61,9
10 subconjuntos	21	45	22	17	48,8	72,6	62,9
12 subconjuntos	22	43	21	19	51,2	69,4	61,9
14 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0

Tipo 2, Método 4, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.101 – Tipo 2, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
8 subconjuntos	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
14 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3

Tabela AP.102 – Tipo 2, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7
8 subconjuntos	8	20	3	4	72,7	83,3	80,0
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
14 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3

Tipo 2, Método 4, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.103 – Tipo 2, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	18	4	6	63,6	75,0	71,4
8 subconjuntos	8	19	3	5	72,7	79,2	77,1
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	7	18	4	6	63,6	75,0	71,4
14 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3

Tabela AP.104 – Tipo 2, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	18	6	6	45,5	75,0	65,7
8 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
10 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
12 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
14 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4

Tipo 2, Método 4, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.105 – Tipo 2, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	22	15	16	53,1	57,9	55,7
8 subconjuntos	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0
10 subconjuntos	15	23	17	15	46,9	60,5	54,3
12 subconjuntos	16	20	16	18	50,0	52,6	51,4
14 subconjuntos	18	25	14	13	56,3	65,8	61,4

Tabela AP.106 – Tipo 2, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	17	23	15	15	53,1	60,5	57,1
8 subconjuntos	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
10 subconjuntos	14	24	18	14	43,8	63,2	54,3
12 subconjuntos	15	21	17	17	46,9	55,3	51,4
14 subconjuntos	16	26	16	12	50,0	68,4	60,0

Tipo 2, Método 4, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.107 – Tipo 2, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	21	17	17	46,9	55,3	51,4
8 subconjuntos	19	18	13	20	59,4	47,4	52,9
10 subconjuntos	15	18	17	20	46,9	47,4	47,1
12 subconjuntos	17	19	15	19	53,1	50,0	51,4
14 subconjuntos	17	25	15	13	53,1	65,8	60,0

Tabela AP.108 – Tipo 2, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	15	20	17	18	46,9	52,6	50,0
8 subconjuntos	16	20	16	18	50,0	52,6	51,4
10 subconjuntos	15	18	17	20	46,9	47,4	47,1
12 subconjuntos	17	19	15	19	53,1	50,0	51,4
14 subconjuntos	16	24	16	14	50,0	63,2	57,1

Tipo 2, Método 5, Sem Pré-ênfase.

Tabela AP.109 – Tipo 2, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	21	42	22	20	48,8	67,7	60,0
8 subconjuntos	17	40	26	22	39,5	64,5	54,3
10 subconjuntos	14	41	29	21	32,6	66,1	52,4
12 subconjuntos	20	41	23	21	46,5	66,1	58,1
14 subconjuntos	19	42	24	20	44,2	67,7	58,1

Tabela AP.110 – Tipo 2, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	41	23	21	46,5	66,1	58,1
8 subconjuntos	16	43	27	19	37,2	69,4	56,2
10 subconjuntos	13	38	30	24	30,2	61,3	48,6
12 subconjuntos	19	40	24	22	44,2	64,5	56,2
14 subconjuntos	17	42	26	20	39,5	67,7	56,2

Tipo 2, Método 5, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.111 – Tipo 2, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	45	23	17	46,5	72,6	61,9
8 subconjuntos	15	42	28	20	34,9	67,7	54,3
10 subconjuntos	19	43	24	19	44,2	69,4	59,0
12 subconjuntos	20	42	23	20	46,5	67,7	59,0
14 subconjuntos	18	45	25	17	41,9	72,6	60,0

Tabela AP.112 – Tipo 2, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0
8 subconjuntos	18	43	25	19	41,9	69,4	58,1
10 subconjuntos	19	40	24	22	44,2	64,5	56,2
12 subconjuntos	19	42	24	20	44,2	67,7	58,1
14 subconjuntos	19	41	24	21	44,2	66,1	57,1

Tipo 2, Método 6, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.113 – Tipo 2, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
8 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	5	16	6	8	45,5	66,7	60,0
14 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7

Tabela AP.114 – Tipo 2, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6
8 subconjuntos	5	19	6	5	45,5	79,2	68,6
10 subconjuntos	7	20	4	4	63,6	83,3	77,1
12 subconjuntos	4	17	7	7	36,4	70,8	60,0
14 subconjuntos	5	17	6	7	45,5	70,8	62,9

Tipo 2, Método 6, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.115 – Tipo 2, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	21	6	3	45,5	87,5	74,3
8 subconjuntos	5	17	6	7	45,5	70,8	62,9
10 subconjuntos	5	19	6	5	45,5	79,2	68,6
12 subconjuntos	5	20	6	4	45,5	83,3	71,4
14 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4

Tabela AP.116 – Tipo 2, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	21	6	3	45,5	87,5	74,3
8 subconjuntos	5	17	6	7	45,5	70,8	62,9
10 subconjuntos	5	19	6	5	45,5	79,2	68,6
12 subconjuntos	5	20	6	4	45,5	83,3	71,4
14 subconjuntos	5	19	6	5	45,5	79,2	68,6

Tipo 2, Método 6, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.117 – Tipo 2, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	24	12	14	62,5	63,2	62,9
8 subconjuntos	18	26	14	12	56,3	68,4	62,9
10 subconjuntos	17	25	15	13	53,1	65,8	60,0
12 subconjuntos	17	24	15	14	53,1	63,2	58,6
14 subconjuntos	18	26	14	12	56,3	68,4	62,9

Tabela AP.118 – Tipo 2, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	24	12	14	62,5	63,2	62,9
8 subconjuntos	18	27	14	11	56,3	71,1	64,3
10 subconjuntos	16	25	16	13	50,0	65,8	58,6
12 subconjuntos	16	25	16	13	50,0	65,8	58,6
14 subconjuntos	18	26	14	12	56,3	68,4	62,9

Tipo 2, Método 6, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.119 – Tipo 2, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
8 subconjuntos	19	24	13	14	59,4	63,2	61,4
10 subconjuntos	18	23	14	15	56,3	60,5	58,6
12 subconjuntos	19	24	13	14	59,4	63,2	61,4
14 subconjuntos	17	26	15	12	53,1	68,4	61,4

Tabela AP.120 – Tipo 2, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0
8 subconjuntos	19	23	13	15	59,4	60,5	60,0
10 subconjuntos	17	22	15	16	53,1	57,9	55,7
12 subconjuntos	19	25	13	13	59,4	65,8	62,9
14 subconjuntos	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0

Tipo 2, Método 7, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.121 – Tipo 2, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	41	21	21	51,2	66,1	60,0
8 subconjuntos	19	37	24	25	44,2	59,7	53,3
10 subconjuntos	25	42	18	20	58,1	67,7	63,8
12 subconjuntos	21	42	22	20	48,8	67,7	60,0
14 subconjuntos	21	37	22	25	48,8	59,7	55,2

Tabela AP.122 – Tipo 2, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	42	20	20	53,5	67,7	61,9
8 subconjuntos	20	38	23	24	46,5	61,3	55,2
10 subconjuntos	23	41	20	21	53,5	66,1	61,0
12 subconjuntos	22	42	21	20	51,2	67,7	61,0
14 subconjuntos	23	38	20	24	53,5	61,3	58,1

Tipo 2, Método 7, Com pré-ênfase.

Tabela AP.123 – Tipo 2, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	41	23	21	46,5	66,1	58,1
8 subconjuntos	17	38	26	24	39,5	61,3	52,4
10 subconjuntos	25	38	18	24	58,1	61,3	60,0
12 subconjuntos	21	39	22	23	48,8	62,9	57,1
14 subconjuntos	20	38	23	24	46,5	61,3	55,2

Tabela AP.124 – Tipo 2, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	21	41	22	21	48,8	66,1	59,0
8 subconjuntos	13	38	30	24	30,2	61,3	48,6
10 subconjuntos	22	39	21	23	51,2	62,9	58,1
12 subconjuntos	20	38	23	24	46,5	61,3	55,2
14 subconjuntos	19	38	24	24	44,2	61,3	54,3

Tipo 2, Método 8, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.125 – Tipo 2, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	5	8	54,5	66,7	62,9
8 subconjuntos	7	16	4	8	63,6	66,7	65,7
10 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
12 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7
14 subconjuntos	7	17	4	7	63,6	70,8	68,6

Tabela AP.126 – Tipo 2, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	16	6	8	45,5	66,7	60,0
8 subconjuntos	5	17	6	7	45,5	70,8	62,9
10 subconjuntos	6	19	5	5	54,5	79,2	71,4
12 subconjuntos	6	18	5	6	54,5	75,0	68,6
14 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7

Tipo 2, Método 8, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.127 – Tipo 2, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	5	8	54,5	66,7	62,9
8 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
10 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
12 subconjuntos	7	16	4	8	63,6	66,7	65,7
14 subconjuntos	7	16	4	8	63,6	66,7	65,7

Tabela AP.128 – Tipo 2, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7
8 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
10 subconjuntos	7	19	4	5	63,6	79,2	74,3
12 subconjuntos	6	18	5	6	54,5	75,0	68,6
14 subconjuntos	6	17	5	7	54,5	70,8	65,7

Tipo 2, Método 8, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.129 – Tipo 2, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	16	22	16	16	50,0	57,9	54,3
8 subconjuntos	19	20	13	18	59,4	52,6	55,7
10 subconjuntos	14	21	18	17	43,8	55,3	50,0
12 subconjuntos	17	18	15	20	53,1	47,4	50,0
14 subconjuntos	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0

Tabela AP.130 – Tipo 2, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	16	21	16	17	50,0	55,3	52,9
8 subconjuntos	19	21	13	17	59,4	55,3	57,1
10 subconjuntos	15	23	17	15	46,9	60,5	54,3
12 subconjuntos	18	19	14	19	56,3	50,0	52,9
14 subconjuntos	18	24	14	14	56,3	63,2	60,0

Tipo 2, Método 8, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.131 – Tipo 2, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	14	19	18	19	43,8	50,0	47,1
8 subconjuntos	13	19	19	19	40,6	50,0	45,7
10 subconjuntos	15	14	17	24	46,9	36,8	41,4
12 subconjuntos	14	16	18	22	43,8	42,1	42,9
14 subconjuntos	14	20	18	18	43,8	52,6	48,6

Tabela AP.132 – Tipo 2, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	13	19	19	19	40,6	50,0	45,7
8 subconjuntos	12	20	20	18	37,5	52,6	45,7
10 subconjuntos	10	15	22	23	31,3	39,5	35,7
12 subconjuntos	12	17	20	21	37,5	44,7	41,4
14 subconjuntos	14	20	18	18	43,8	52,6	48,6

Tipo 3 (vozes com paralisia *versus* vozes com outras patologias).

Tipo 3, Método 1, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.133 – Tipo 3, SP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	16	23	31	60,3	34,0	48,6
8 subconjuntos	40	25	18	22	69,0	53,2	61,9
10 subconjuntos	33	30	25	17	56,9	63,8	60,0
12 subconjuntos	34	26	24	21	58,6	55,3	57,1
14 subconjuntos	37	27	21	20	63,8	57,4	61,0

Tabela AP.134 – Tipo 3, SP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	49	26	9	21	84,5	55,3	71,4
8 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
10 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
12 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
14 subconjuntos	49	25	9	22	84,5	53,2	70,5

Tabela AP.135 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	20	19	27	67,2	42,6	56,2
8 subconjuntos	41	24	17	23	70,7	51,1	61,9
10 subconjuntos	40	25	18	22	69,0	53,2	61,9
12 subconjuntos	40	20	18	27	69,0	42,6	57,1
14 subconjuntos	39	24	19	23	67,2	51,1	60,0

Tabela AP.136 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9
8 subconjuntos	42	23	16	24	72,4	48,9	61,9
10 subconjuntos	42	24	16	23	72,4	51,1	62,9
12 subconjuntos	41	23	17	24	70,7	48,9	61,0
14 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9

Tabela AP.137 – Tipo 3, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	21	17	26	70,7	44,7	59,0
8 subconjuntos	43	24	15	23	74,1	51,1	63,8
10 subconjuntos	39	23	19	24	67,2	48,9	59,0
12 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0
14 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9

Tipo 3, Método 1, Com pré-ênfase.

Tabela AP.138 – Tipo 3, CP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	26	21	21	63,8	55,3	60,0
8 subconjuntos	39	26	19	21	67,2	55,3	61,9
10 subconjuntos	38	28	20	19	65,5	59,6	62,9
12 subconjuntos	39	25	19	22	67,2	53,2	61,0
14 subconjuntos	41	28	17	19	70,7	59,6	65,7

Tabela AP.139 – Tipo 3, CP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	50	26	8	21	86,2	55,3	72,4
8 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
10 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
12 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4
14 subconjuntos	50	25	8	22	86,2	53,2	71,4

Tabela AP.140 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	22	21	25	63,8	46,8	56,2
8 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0
10 subconjuntos	37	21	21	26	63,8	44,7	55,2
12 subconjuntos	36	27	22	20	62,1	57,4	60,0
14 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0

Tabela AP.141 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	19	19	28	67,2	40,4	55,2
8 subconjuntos	39	26	19	21	67,2	55,3	61,9
10 subconjuntos	39	20	19	27	67,2	42,6	56,2
12 subconjuntos	38	23	20	24	65,5	48,9	58,1
14 subconjuntos	41	25	17	22	70,7	53,2	62,9

Tabela AP.142 – Tipo 3, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	21	18	26	69,0	44,7	58,1
8 subconjuntos	39	27	19	20	67,2	57,4	62,9
10 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0
12 subconjuntos	38	24	20	23	65,5	51,1	59,0
14 subconjuntos	43	27	15	20	74,1	57,4	66,7

Tipo 3, Método 2, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.143 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	16	7	7	41,7	69,6	60,0
8 subconjuntos	7	19	5	4	58,3	82,6	74,3
10 subconjuntos	6	15	6	8	50,0	65,2	60,0
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6

Tabela AP.144 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
8 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
10 subconjuntos	0	23	12	0	0,0	100,0	65,7
12 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
14 subconjuntos	0	19	12	4	0,0	82,6	54,3

Tabela AP.145 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	6	7	50,0	69,6	62,9
8 subconjuntos	4	16	8	7	33,3	69,6	57,1
10 subconjuntos	1	19	11	4	8,3	82,6	57,1
12 subconjuntos	1	16	11	7	8,3	69,6	48,6
14 subconjuntos	1	19	11	4	8,3	82,6	57,1

Tabela AP.146 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	5	6	58,3	73,9	68,6
8 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
10 subconjuntos	6	17	6	6	50,0	73,9	65,7
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9

Tabela AP.147 – Tipo 3, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	5	6	58,3	73,9	68,6
8 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
10 subconjuntos	6	17	6	6	50,0	73,9	65,7
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9

Tipo 3, Método 2, Masculino, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.148 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	1	14	11	9	8,3	60,9	42,9
8 subconjuntos	4	14	8	9	33,3	60,9	51,4
10 subconjuntos	4	14	8	9	33,3	60,9	51,4
12 subconjuntos	4	13	8	10	33,3	56,5	48,6
14 subconjuntos	2	13	10	10	16,7	56,5	42,9

Tabela AP.149 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
8 subconjuntos	0	21	12	2	0,0	91,3	60,0
10 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
12 subconjuntos	0	22	12	1	0,0	95,7	62,9
14 subconjuntos	0	19	12	4	0,0	82,6	54,3

Tabela AP.150 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6
8 subconjuntos	4	21	8	2	33,3	91,3	71,4
10 subconjuntos	3	20	9	3	25,0	87,0	65,7
12 subconjuntos	5	22	7	1	41,7	95,7	77,1
14 subconjuntos	3	20	9	3	25,0	87,0	65,7

Tabela AP.151 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
8 subconjuntos	8	18	4	5	66,7	78,3	74,3
10 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6
12 subconjuntos	8	20	4	3	66,7	87,0	80,0
14 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6

Tabela AP.152 – Tipo 3, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
8 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
10 subconjuntos	5	19	7	4	41,7	82,6	68,6
12 subconjuntos	8	20	4	3	66,7	87,0	80,0
14 subconjuntos	6	19	6	4	50,0	82,6	71,4

Tipo 3, Método 2, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.153 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
8 subconjuntos	30	10	16	14	65,2	41,7	57,1
10 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
12 subconjuntos	27	13	19	11	58,7	54,2	57,1
14 subconjuntos	32	9	14	15	69,6	37,5	58,6

Tabela AP.154 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	42	14	4	10	91,3	58,3	80,0
8 subconjuntos	43	13	3	11	93,5	54,2	80,0
10 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
12 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
14 subconjuntos	42	14	4	10	91,3	58,3	80,0

Tabela AP.155 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	7	5	17	89,1	29,2	68,6
8 subconjuntos	38	6	8	18	82,6	25,0	62,9
10 subconjuntos	41	9	5	15	89,1	37,5	71,4
12 subconjuntos	39	8	7	16	84,8	33,3	67,1
14 subconjuntos	36	9	10	15	78,3	37,5	64,3

Tabela AP.156 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
8 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9
10 subconjuntos	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
12 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
14 subconjuntos	33	9	13	15	71,7	37,5	60,0

Tabela AP.157 – Tipo 3, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
8 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
10 subconjuntos	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
12 subconjuntos	37	9	9	15	80,4	37,5	65,7
14 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9

Tipo 3, Método 2, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.158 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	32	11	14	13	69,6	45,8	61,4
8 subconjuntos	34	13	12	11	73,9	54,2	67,1
10 subconjuntos	33	11	13	13	71,7	45,8	62,9
12 subconjuntos	25	10	21	14	54,3	41,7	50,0
14 subconjuntos	32	12	14	12	69,6	50,0	62,9

Tabela AP.159 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
8 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
10 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
12 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4
14 subconjuntos	43	14	3	10	93,5	58,3	81,4

Tabela AP.160 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	36	10	10	14	78,3	41,7	65,7
8 subconjuntos	36	9	10	15	78,3	37,5	64,3
10 subconjuntos	39	9	7	15	84,8	37,5	68,6
12 subconjuntos	34	8	12	16	73,9	33,3	60,0
14 subconjuntos	39	8	7	16	84,8	33,3	67,1

Tabela AP.161 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	32	12	14	12	69,6	50,0	62,9
8 subconjuntos	36	12	10	12	78,3	50,0	68,6
10 subconjuntos	30	13	16	11	65,2	54,2	61,4
12 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
14 subconjuntos	34	9	12	15	73,9	37,5	61,4

Tabela AP.162 – Tipo 3, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	12	12	12	73,9	50,0	65,7
8 subconjuntos	35	12	11	12	76,1	50,0	67,1
10 subconjuntos	32	12	14	12	69,6	50,0	62,9
12 subconjuntos	34	10	12	14	73,9	41,7	62,9
14 subconjuntos	36	10	10	14	78,3	41,7	65,7

Tipo 3, Método 3, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.163 – Tipo 3, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	41	21	17	26	70,7	44,7	59,0
8 subconjuntos	41	24	17	23	70,7	51,1	61,9
10 subconjuntos	40	25	18	22	69,0	53,2	61,9
12 subconjuntos	41	24	17	23	70,7	51,1	61,9
14 subconjuntos	40	28	18	19	69,0	59,6	64,8

Tabela AP.164 – Tipo 3, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	21	19	26	67,2	44,7	57,1
8 subconjuntos	42	24	16	23	72,4	51,1	62,9
10 subconjuntos	38	25	20	22	65,5	53,2	60,0
12 subconjuntos	40	24	18	23	69,0	51,1	61,0
14 subconjuntos	40	27	18	20	69,0	57,4	63,8

Tipo 3, Método 3, Com pré-ênfase.

Tabela AP.165 – Tipo 3, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	42	23	16	24	72,4	48,9	61,9
8 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9
10 subconjuntos	41	23	17	24	70,7	48,9	61,0
12 subconjuntos	38	24	20	23	65,5	51,1	59,0
14 subconjuntos	43	24	15	23	74,1	51,1	63,8

Tabela AP.166 – Tipo 3, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	24	18	23	69,0	51,1	61,0
8 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9
10 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9
12 subconjuntos	40	25	18	22	69,0	53,2	61,9
14 subconjuntos	42	27	16	20	72,4	57,4	65,7

Tipo 3, Método 4, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.167 – Tipo 3, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	5	6	58,3	73,9	68,6
8 subconjuntos	8	16	4	7	66,7	69,6	68,6
10 subconjuntos	6	15	6	8	50,0	65,2	60,0
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9

Tabela AP.168 – Tipo 3, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	17	5	6	58,3	73,9	68,6
8 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
10 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9

Tipo 3, Método 4, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.169 – Tipo 3, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
8 subconjuntos	8	18	4	5	66,7	78,3	74,3
10 subconjuntos	6	17	6	6	50,0	73,9	65,7
12 subconjuntos	9	19	3	4	75,0	82,6	80,0
14 subconjuntos	7	19	5	4	58,3	82,6	74,3

Tabela AP.170 – Tipo 3, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
8 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
10 subconjuntos	4	19	8	4	33,3	82,6	65,7
12 subconjuntos	8	20	4	3	66,7	87,0	80,0
14 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6

Tipo 3, Método 4, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.171 – Tipo 3, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	10	12	14	73,9	41,7	62,9
8 subconjuntos	34	10	12	14	73,9	41,7	62,9
10 subconjuntos	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
12 subconjuntos	36	10	10	14	78,3	41,7	65,7
14 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9

Tabela AP.172 – Tipo 3, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	10	9	14	80,4	41,7	67,1
8 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
10 subconjuntos	34	13	12	11	73,9	54,2	67,1
12 subconjuntos	37	10	9	14	80,4	41,7	67,1
14 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9

Tipo 3, Método 4, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.173 – Tipo 3, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
8 subconjuntos	35	12	11	12	76,1	50,0	67,1
10 subconjuntos	32	13	14	11	69,6	54,2	64,3
12 subconjuntos	34	9	12	15	73,9	37,5	61,4
14 subconjuntos	34	12	12	12	73,9	50,0	65,7

Tabela AP.174 – Tipo 3, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
8 subconjuntos	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
10 subconjuntos	33	14	13	10	71,7	58,3	67,1
12 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
14 subconjuntos	35	11	11	13	76,1	45,8	65,7

Tipo 3, Método 5, Sem Pré-ênfase.

Tabela AP.175 – Tipo 3, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	38	26	20	21	65,5	55,3	61,0
8 subconjuntos	37	24	21	23	63,8	51,1	58,1
10 subconjuntos	42	26	16	21	72,4	55,3	64,8
12 subconjuntos	35	27	23	20	60,3	57,4	59,0
14 subconjuntos	42	29	16	18	72,4	61,7	67,6

Tabela AP.176 – Tipo 3, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	36	26	22	21	62,1	55,3	59,0
8 subconjuntos	38	24	20	23	65,5	51,1	59,0
10 subconjuntos	39	26	19	21	67,2	55,3	61,9
12 subconjuntos	36	27	22	20	62,1	57,4	60,0
14 subconjuntos	42	28	16	19	72,4	59,6	66,7

Tipo 3, Método 5, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.177 – Tipo 3, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	21	24	26	58,6	44,7	52,4
8 subconjuntos	35	23	23	24	60,3	48,9	55,2
10 subconjuntos	36	25	22	22	62,1	53,2	58,1
12 subconjuntos	33	23	25	24	56,9	48,9	53,3
14 subconjuntos	35	25	23	22	60,3	53,2	57,1

Tabela AP.178 – Tipo 3, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	36	23	22	24	62,1	48,9	56,2
8 subconjuntos	33	22	25	25	56,9	46,8	52,4
10 subconjuntos	37	22	21	25	63,8	46,8	56,2
12 subconjuntos	31	24	27	23	53,4	51,1	52,4
14 subconjuntos	32	26	26	21	55,2	55,3	55,2

Tipo 3, Método 6, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.179 – Tipo 3, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	6	7	50,0	69,6	62,9
8 subconjuntos	5	16	7	7	41,7	69,6	60,0
10 subconjuntos	4	16	8	7	33,3	69,6	57,1
12 subconjuntos	4	17	8	6	33,3	73,9	60,0
14 subconjuntos	3	15	9	8	25,0	65,2	51,4

Tabela AP.180 – Tipo 3, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	6	7	50,0	69,6	62,9
8 subconjuntos	4	15	8	8	33,3	65,2	54,3
10 subconjuntos	4	16	8	7	33,3	69,6	57,1
12 subconjuntos	4	17	8	6	33,3	73,9	60,0
14 subconjuntos	4	16	8	7	33,3	69,6	57,1

Tipo 3, Método 6, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.181 – Tipo 3, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	7	6	41,7	73,9	62,9
8 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6
10 subconjuntos	5	19	7	4	41,7	82,6	68,6
12 subconjuntos	6	20	6	3	50,0	87,0	74,3
14 subconjuntos	5	20	7	3	41,7	87,0	71,4

Tabela AP.182 – Tipo 3, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	17	6	6	50,0	73,9	65,7
8 subconjuntos	5	19	7	4	41,7	82,6	68,6
10 subconjuntos	5	19	7	4	41,7	82,6	68,6
12 subconjuntos	6	19	6	4	50,0	82,6	71,4
14 subconjuntos	5	20	7	3	41,7	87,0	71,4

Tipo 3, Método 6, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.183 – Tipo 3, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	14	11	10	76,1	58,3	70,0
8 subconjuntos	33	13	13	11	71,7	54,2	65,7
10 subconjuntos	36	15	10	9	78,3	62,5	72,9
12 subconjuntos	35	12	11	12	76,1	50,0	67,1
14 subconjuntos	37	12	9	12	80,4	50,0	70,0

Tabela AP.184 – Tipo 3, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	13	9	11	80,4	54,2	71,4
8 subconjuntos	34	12	12	12	73,9	50,0	65,7
10 subconjuntos	34	13	12	11	73,9	54,2	67,1
12 subconjuntos	35	13	11	11	76,1	54,2	68,6
14 subconjuntos	36	12	10	12	78,3	50,0	68,6

Tipo 3, Método 6, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.185 – Tipo 3, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	11	12	13	73,9	45,8	64,3
8 subconjuntos	35	10	11	14	76,1	41,7	64,3
10 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
12 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
14 subconjuntos	36	12	10	12	78,3	50,0	68,6

Tabela AP.186 – Tipo 3, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	33	10	13	14	71,7	41,7	61,4
8 subconjuntos	34	10	12	14	73,9	41,7	62,9
10 subconjuntos	35	12	11	12	76,1	50,0	67,1
12 subconjuntos	33	12	13	12	71,7	50,0	64,3
14 subconjuntos	35	12	11	12	76,1	50,0	67,1

Tipo 3, Método 7, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.187 – Tipo 3, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	39	24	19	23	67,2	51,1	60,0
8 subconjuntos	43	25	15	22	74,1	53,2	64,8
10 subconjuntos	43	29	15	18	74,1	61,7	68,6
12 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0
14 subconjuntos	40	26	18	21	69,0	55,3	62,9

Tabela AP.188 – Tipo 3, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	37	23	21	24	63,8	48,9	57,1
8 subconjuntos	42	25	16	22	72,4	53,2	63,8
10 subconjuntos	41	29	17	18	70,7	61,7	66,7
12 subconjuntos	40	25	18	22	69,0	53,2	61,9
14 subconjuntos	39	28	19	19	67,2	59,6	63,8

Tipo 3, Método 7, Com pré-ênfase.

Tabela AP.189 – Tipo 3, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	43	22	15	25	74,1	46,8	61,9
8 subconjuntos	44	21	14	26	75,9	44,7	61,9
10 subconjuntos	46	24	12	23	79,3	51,1	66,7
12 subconjuntos	40	24	18	23	69,0	51,1	61,0
14 subconjuntos	42	27	16	20	72,4	57,4	65,7

Tabela AP.190 – Tipo 3, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	40	23	18	24	69,0	48,9	60,0
8 subconjuntos	41	21	17	26	70,7	44,7	59,0
10 subconjuntos	46	23	12	24	79,3	48,9	65,7
12 subconjuntos	42	24	16	23	72,4	51,1	62,9
14 subconjuntos	45	26	13	21	77,6	55,3	67,6

Tipo 3, Método 8, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.191 – Tipo 3, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9
8 subconjuntos	8	15	4	8	66,7	65,2	65,7
10 subconjuntos	8	15	4	8	66,7	65,2	65,7
12 subconjuntos	7	18	5	5	58,3	78,3	71,4
14 subconjuntos	6	14	6	9	50,0	60,9	57,1

Tabela AP.192 – Tipo 3, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
8 subconjuntos	8	15	4	8	66,7	65,2	65,7
10 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
12 subconjuntos	6	18	6	5	50,0	78,3	68,6
14 subconjuntos	6	16	6	7	50,0	69,6	62,9

Tipo 3, Método 8, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.193 – Tipo 3, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	13	5	10	58,3	56,5	57,1
8 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9
10 subconjuntos	8	14	4	9	66,7	60,9	62,9
12 subconjuntos	8	18	4	5	66,7	78,3	74,3
14 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7

Tabela AP.194 – Tipo 3, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	15	5	8	58,3	65,2	62,9
8 subconjuntos	7	16	5	7	58,3	69,6	65,7
10 subconjuntos	8	14	4	9	66,7	60,9	62,9
12 subconjuntos	8	18	4	5	66,7	78,3	74,3
14 subconjuntos	7	17	5	6	58,3	73,9	68,6

Tipo 3, Método 8, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.195 – Tipo 3, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	7	11	17	76,1	29,2	60,0
8 subconjuntos	36	9	10	15	78,3	37,5	64,3
10 subconjuntos	37	11	9	13	80,4	45,8	68,6
12 subconjuntos	34	10	12	14	73,9	41,7	62,9
14 subconjuntos	36	8	10	16	78,3	33,3	62,9

Tabela AP.196 – Tipo 3, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9
8 subconjuntos	36	10	10	14	78,3	41,7	65,7
10 subconjuntos	38	10	8	14	82,6	41,7	68,6
12 subconjuntos	33	10	13	14	71,7	41,7	61,4
14 subconjuntos	36	8	10	16	78,3	33,3	62,9

Tipo 3, Método 8, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.197 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	34	11	12	13	73,9	45,8	64,3
8 subconjuntos	41	10	5	14	89,1	41,7	72,9
10 subconjuntos	37	9	9	15	80,4	37,5	65,7
12 subconjuntos	36	9	10	15	78,3	37,5	64,3
14 subconjuntos	34	8	12	16	73,9	33,3	60,0

Tabela AP.198 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	32	11	14	13	69,6	45,8	61,4
8 subconjuntos	37	9	9	15	80,4	37,5	65,7
10 subconjuntos	39	11	7	13	84,8	45,8	71,4
12 subconjuntos	35	9	11	15	76,1	37,5	62,9
14 subconjuntos	36	8	10	16	78,3	33,3	62,9

Tipo 4 (vozes com edema *versus* vozes com paralisia).

Tipo 4, Método 1, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.199 – Tipo 4, SP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	26	20	21	53,5	55,3	54,4
8 subconjuntos	24	23	19	24	55,8	48,9	52,2
10 subconjuntos	27	27	16	20	62,8	57,4	60,0
12 subconjuntos	28	29	15	18	65,1	61,7	63,3
14 subconjuntos	25	26	18	21	58,1	55,3	56,7

Tabela AP.200 – Tipo 4, SP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	32	26	11	21	74,4	55,3	64,4
8 subconjuntos	31	26	12	21	72,1	55,3	63,3
10 subconjuntos	32	26	11	21	74,4	55,3	64,4
12 subconjuntos	33	25	10	22	76,7	53,2	64,4
14 subconjuntos	32	27	11	20	74,4	57,4	65,6

Tabela AP.201 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	21	25	22	22	48,8	53,2	51,1
8 subconjuntos	21	23	22	24	48,8	48,9	48,9
10 subconjuntos	22	26	21	21	51,2	55,3	53,3
12 subconjuntos	22	28	21	19	51,2	59,6	55,6
14 subconjuntos	25	22	18	25	58,1	46,8	52,2

Tabela AP.202 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	27	24	16	23	62,8	51,1	56,7
8 subconjuntos	26	23	17	24	60,5	48,9	54,4
10 subconjuntos	27	28	16	19	62,8	59,6	61,1
12 subconjuntos	27	26	16	21	62,8	55,3	58,9
14 subconjuntos	28	26	15	21	65,1	55,3	60,0

Tabela AP.203 – Tipo 4, SP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	23	18	24	58,1	48,9	53,3
8 subconjuntos	24	23	19	24	55,8	48,9	52,2
10 subconjuntos	26	27	17	20	60,5	57,4	58,9
12 subconjuntos	25	25	18	22	58,1	53,2	55,6
14 subconjuntos	26	28	17	19	60,5	59,6	60,0

Tipo 4, Método 1, Com pré-ênfase.

Tabela AP.204 – Tipo 4, CP, H5C, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	28	25	15	22	65,1	53,2	58,9
8 subconjuntos	27	26	16	21	62,8	55,3	58,9
10 subconjuntos	26	26	17	21	60,5	55,3	57,8
12 subconjuntos	23	27	20	20	53,5	57,4	55,6
14 subconjuntos	22	27	21	20	51,2	57,4	54,4

Tabela AP.205 – Tipo 4, CP, H5C, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	33	26	10	21	76,7	55,3	65,6
8 subconjuntos	32	26	11	21	74,4	55,3	64,4
10 subconjuntos	34	25	9	22	79,1	53,2	65,6
12 subconjuntos	33	25	10	22	76,7	53,2	64,4
14 subconjuntos	32	26	11	21	74,4	55,3	64,4

Tabela AP.206 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	22	20	25	53,5	46,8	50,0
8 subconjuntos	20	25	23	22	46,5	53,2	50,0
10 subconjuntos	19	28	24	19	44,2	59,6	52,2
12 subconjuntos	18	24	25	23	41,9	51,1	46,7
14 subconjuntos	23	30	20	17	53,5	63,8	58,9

Tabela AP.207 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	24	18	23	58,1	51,1	54,4
8 subconjuntos	24	28	19	19	55,8	59,6	57,8
10 subconjuntos	23	27	20	20	53,5	57,4	55,6
12 subconjuntos	25	27	18	20	58,1	57,4	57,8
14 subconjuntos	27	29	16	18	62,8	61,7	62,2

Tabela AP.208 – Tipo 4, CP, H5C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	26	25	17	22	60,5	53,2	56,7
8 subconjuntos	23	28	20	19	53,5	59,6	56,7
10 subconjuntos	23	25	20	22	53,5	53,2	53,3
12 subconjuntos	24	28	19	19	55,8	59,6	57,8
14 subconjuntos	26	29	17	18	60,5	61,7	61,1

Tipo 4, Método 2, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.209 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	15	5	8	54,5	65,2	61,8
8 subconjuntos	5	17	6	6	45,5	73,9	64,7
10 subconjuntos	5	14	6	9	45,5	60,9	55,9
12 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6
14 subconjuntos	5	16	6	7	45,5	69,6	61,8

Tabela AP.210 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	18	11	5	0,0	78,3	52,9
8 subconjuntos	0	21	11	2	0,0	91,3	61,8
10 subconjuntos	0	23	11	0	0,0	100,0	67,6
12 subconjuntos	0	23	11	0	0,0	100,0	67,6
14 subconjuntos	0	22	11	1	0,0	95,7	64,7

Tabela AP.211 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	4	16	7	7	36,4	69,6	58,8
8 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6
10 subconjuntos	3	19	8	4	27,3	82,6	64,7
12 subconjuntos	5	20	6	3	45,5	87,0	73,5
14 subconjuntos	3	18	8	5	27,3	78,3	61,8

Tabela AP.212 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
12 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
14 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5

Tabela AP.213 – Tipo 4, SP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
12 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
14 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5

Tipo 4, Método 2, Masculino, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.214 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6
8 subconjuntos	4	16	7	7	36,4	69,6	58,8
10 subconjuntos	4	14	7	9	36,4	60,9	52,9
12 subconjuntos	5	14	6	9	45,5	60,9	55,9
14 subconjuntos	6	15	3	8	66,7	65,2	65,6

Tabela AP.215 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	0	18	11	5	0,0	78,3	52,9
8 subconjuntos	0	21	11	2	0,0	91,3	61,8
10 subconjuntos	0	22	11	1	0,0	95,7	64,7
12 subconjuntos	0	23	11	0	0,0	100,0	67,6
14 subconjuntos	0	21	11	2	0,0	91,3	61,8

Tabela AP.216 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	4	20	7	3	36,4	87,0	70,6
8 subconjuntos	3	21	8	2	27,3	91,3	70,6
10 subconjuntos	6	21	5	2	54,5	91,3	79,4
12 subconjuntos	4	22	7	1	36,4	95,7	76,5
14 subconjuntos	5	23	6	3	45,5	88,5	75,7

Tabela AP.217 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	19	6	4	45,5	82,6	70,6
8 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
10 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5
12 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6
14 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6

Tabela AP.218 – Tipo 4, CP, H5C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	20	6	3	45,5	87,0	73,5
8 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
10 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
12 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6
14 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5

Tipo 4, Método 2, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.219 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	8	14	16	56,3	33,3	46,4
8 subconjuntos	17	13	15	11	53,1	54,2	53,6
10 subconjuntos	15	14	17	10	46,9	58,3	51,8
12 subconjuntos	18	18	14	6	56,3	75,0	64,3
14 subconjuntos	14	13	18	11	43,8	54,2	48,2

Tabela AP.220 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
8 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
10 subconjuntos	28	13	4	11	87,5	54,2	73,2
12 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
14 subconjuntos	28	14	4	10	87,5	58,3	75,0

Tabela AP.221 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4
8 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4
10 subconjuntos	20	9	12	15	62,5	37,5	51,8
12 subconjuntos	18	7	14	17	56,3	29,2	44,6
14 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4

Tabela AP.222 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	11	14	13	56,3	45,8	51,8
8 subconjuntos	18	12	14	12	56,3	50,0	53,6
10 subconjuntos	24	10	8	14	75,0	41,7	60,7
12 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
14 subconjuntos	21	10	11	14	65,6	41,7	55,4

Tabela AP.223 – Tipo 4, SP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	11	14	13	56,3	45,8	51,8
8 subconjuntos	17	12	15	12	53,1	50,0	51,8
10 subconjuntos	23	11	9	13	71,9	45,8	60,7
12 subconjuntos	19	10	13	14	59,4	41,7	51,8
14 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4

Tipo 4, Método 2, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.224 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador árvore binária.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	8	14	16	56,3	33,3	46,4
8 subconjuntos	17	13	15	11	53,1	54,2	53,6
10 subconjuntos	15	14	17	10	46,9	58,3	51,8
12 subconjuntos	18	18	14	6	56,3	75,0	64,3
14 subconjuntos	14	13	18	11	43,8	54,2	48,2

Tabela AP.225 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador LibSVM.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
8 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
10 subconjuntos	28	13	4	11	87,5	54,2	73,2
12 subconjuntos	29	14	3	10	90,6	58,3	76,8
14 subconjuntos	28	14	4	10	87,5	58,3	75,0

Tabela AP.226 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MultiClasse.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4
8 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4
10 subconjuntos	20	9	12	15	62,5	37,5	51,8
12 subconjuntos	18	7	14	17	56,3	29,2	44,6
14 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4

Tabela AP.227 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	11	14	13	56,3	45,8	51,8
8 subconjuntos	18	12	14	12	56,3	50,0	53,6
10 subconjuntos	24	10	8	14	75,0	41,7	60,7
12 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
14 subconjuntos	21	10	11	14	65,6	41,7	55,4

Tabela AP.228 – Tipo 4, CP, H5C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	11	14	13	56,3	45,8	51,8
8 subconjuntos	17	12	15	12	53,1	50,0	51,8
10 subconjuntos	23	11	9	13	71,9	45,8	60,7
12 subconjuntos	19	10	13	14	59,4	41,7	51,8
14 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4

Tipo 4, Método 3, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.229 – Tipo 4, SP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	25	18	22	58,1	53,2	55,6
8 subconjuntos	26	24	17	23	60,5	51,1	55,6
10 subconjuntos	27	28	16	19	62,8	59,6	61,1
12 subconjuntos	27	28	16	19	62,8	59,6	61,1
14 subconjuntos	29	29	14	18	67,4	61,7	64,4

Tabela AP.230 – Tipo 4, SP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	23	18	24	58,1	48,9	53,3
8 subconjuntos	25	25	18	22	58,1	53,2	55,6
10 subconjuntos	28	28	15	19	65,1	59,6	62,2
12 subconjuntos	27	26	16	21	62,8	55,3	58,9
14 subconjuntos	26	30	17	17	60,5	63,8	62,2

Tipo 4, Método 3, Com pré-ênfase.

Tabela AP.231 – Tipo 4, CP, H9C, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	25	26	18	21	58,1	55,3	56,7
8 subconjuntos	24	28	19	19	55,8	59,6	57,8
10 subconjuntos	26	27	17	20	60,5	57,4	58,9
12 subconjuntos	24	27	19	20	55,8	57,4	56,7
14 subconjuntos	26	29	17	18	60,5	61,7	61,1

Tabela AP.232 – Tipo 4, CP, H9C, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	27	27	16	20	62,8	57,4	60,0
8 subconjuntos	25	28	18	19	58,1	59,6	58,9
10 subconjuntos	21	28	22	19	48,8	59,6	54,4
12 subconjuntos	24	29	19	18	55,8	61,7	58,9
14 subconjuntos	27	29	16	18	62,8	61,7	62,2

Tipo 4, Método 4, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.233 – Tipo 4, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
12 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
14 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5

Tabela AP.234 – Tipo 4, SP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	7	20	4	3	63,6	87,0	79,4
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
12 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
14 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5

Tipo 4, Método 4, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.235 – Tipo 4, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	20	6	3	45,5	87,0	73,5
8 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5
10 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5
12 subconjuntos	6	16	5	7	54,5	69,6	64,7
14 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6

Tabela AP.236 – Tipo 4, CP, H9C, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	20	6	3	45,5	87,0	73,5
8 subconjuntos	7	19	4	4	63,6	82,6	76,5
10 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
12 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6
14 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5

Tipo 4, Método 4, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.237 – Tipo 4, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
8 subconjuntos	18	13	14	11	56,3	54,2	55,4
10 subconjuntos	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7

Tabela AP.238 – Tipo 4, SP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
8 subconjuntos	18	13	14	11	56,3	54,2	55,4
10 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	21	12	11	12	65,6	50,0	58,9

Tipo 4, Método 4, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.239 – Tipo 4, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
8 subconjuntos	18	13	14	11	56,3	54,2	55,4
10 subconjuntos	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7

Tabela AP.240 – Tipo 4, CP, H9C, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
8 subconjuntos	18	13	14	11	56,3	54,2	55,4
10 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	21	12	11	12	65,6	50,0	58,9

Tipo 4, Método 5, Sem Pré-ênfase.

Tabela AP.241 – Tipo 4, SP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	29	19	18	55,8	61,7	58,9
8 subconjuntos	23	28	20	19	53,5	59,6	56,7
10 subconjuntos	25	28	18	19	58,1	59,6	58,9
12 subconjuntos	25	32	18	15	58,1	68,1	63,3
14 subconjuntos	24	29	19	18	55,8	61,7	58,9

Tabela AP.242 – Tipo 4, SP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	28	19	19	55,8	59,6	57,8
8 subconjuntos	22	27	21	20	51,2	57,4	54,4
10 subconjuntos	25	29	18	18	58,1	61,7	60,0
12 subconjuntos	25	33	18	14	58,1	70,2	64,4
14 subconjuntos	24	28	19	19	55,8	59,6	57,8

Tipo 4, Método 5, Com Pré-ênfase.

Tabela AP.243 – Tipo 4, CP, LPC, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	25	20	22	53,5	53,2	53,3
8 subconjuntos	25	29	18	18	58,1	61,7	60,0
10 subconjuntos	23	30	20	17	53,5	63,8	58,9
12 subconjuntos	25	28	18	19	58,1	59,6	58,9
14 subconjuntos	25	32	18	15	58,1	68,1	63,3

Tabela AP.244 – Tipo 4, CP, LPC, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	24	25	19	22	55,8	53,2	54,4
8 subconjuntos	24	29	19	18	55,8	61,7	58,9
10 subconjuntos	23	31	20	16	53,5	66,0	60,0
12 subconjuntos	24	27	19	20	55,8	57,4	56,7
14 subconjuntos	24	33	19	14	55,8	70,2	63,3

Tipo 4, Método 6, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.245 – Tipo 4, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
8 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6
10 subconjuntos	6	16	5	7	54,5	69,6	64,7
12 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6
14 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6

Tabela AP.246 – Tipo 4, SP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	19	6	4	45,5	82,6	70,6
8 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
10 subconjuntos	5	16	6	7	45,5	69,6	61,8
12 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
14 subconjuntos	6	18	5	5	54,5	78,3	70,6

Tipo 4, Método 6, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.247 – Tipo 4, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	19	6	4	45,5	82,6	70,6
8 subconjuntos	6	20	5	3	54,5	87,0	76,5
10 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6
12 subconjuntos	6	19	5	4	54,5	82,6	73,5
14 subconjuntos	7	21	4	2	63,6	91,3	82,4

Tabela AP.248 – Tipo 4, CP, LPC, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	19	6	4	45,5	82,6	70,6
8 subconjuntos	6	20	5	3	54,5	87,0	76,5
10 subconjuntos	5	20	6	3	45,5	87,0	73,5
12 subconjuntos	5	19	6	4	45,5	82,6	70,6
14 subconjuntos	6	21	5	2	54,5	91,3	79,4

Tipo 4, Método 6, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.249 – Tipo 4, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	13	14	11	56,3	54,2	55,4
8 subconjuntos	20	12	12	12	62,5	50,0	57,1
10 subconjuntos	20	13	12	11	62,5	54,2	58,9
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	22	13	10	11	68,8	54,2	62,5

Tabela AP.250 – Tipo 4, SP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	18	12	14	12	56,3	50,0	53,6
8 subconjuntos	21	13	11	11	65,6	54,2	60,7
10 subconjuntos	20	13	12	11	62,5	54,2	58,9
12 subconjuntos	19	12	13	12	59,4	50,0	55,4
14 subconjuntos	21	13	11	11	65,6	54,2	60,7

Tipo 4, Método 6, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.251 – Tipo 4, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
8 subconjuntos	20	12	12	12	62,5	50,0	57,1
10 subconjuntos	21	13	11	11	65,6	54,2	60,7
12 subconjuntos	22	11	10	13	68,8	45,8	58,9
14 subconjuntos	19	13	13	11	59,4	54,2	57,1

Tabela AP.252 – Tipo 4, CP, LPC, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
8 subconjuntos	20	12	12	12	62,5	50,0	57,1
10 subconjuntos	22	13	10	11	68,8	54,2	62,5
12 subconjuntos	19	11	13	13	59,4	45,8	53,6
14 subconjuntos	19	13	13	11	59,4	54,2	57,1

Tipo 4, Método 7, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.253 – Tipo 4, SP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	29	23	14	24	67,4	48,9	57,8
8 subconjuntos	28	23	15	24	65,1	48,9	56,7
10 subconjuntos	29	26	14	21	67,4	55,3	61,1
12 subconjuntos	29	26	14	21	67,4	55,3	61,1
14 subconjuntos	29	25	14	22	67,4	53,2	60,0

Tabela AP.254 – Tipo 4, SP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	27	23	16	24	62,8	48,9	55,6
8 subconjuntos	25	25	18	22	58,1	53,2	55,6
10 subconjuntos	27	27	16	20	62,8	57,4	60,0
12 subconjuntos	28	26	15	21	65,1	55,3	60,0
14 subconjuntos	28	26	15	21	65,1	55,3	60,0

Tipo 4, Método 7, Com pré-ênfase.

Tabela AP.255 – Tipo 4, CP, CEP, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	29	29	14	18	67,4	61,7	64,4
8 subconjuntos	27	26	16	21	62,8	55,3	58,9
10 subconjuntos	23	28	20	19	53,5	59,6	56,7
12 subconjuntos	28	29	15	18	65,1	61,7	63,3
14 subconjuntos	30	23	13	24	69,8	48,9	58,9

Tabela AP.256 – Tipo 4, CP, CEP, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	28	29	15	18	65,1	61,7	63,3
8 subconjuntos	27	26	16	21	62,8	55,3	58,9
10 subconjuntos	24	27	19	20	55,8	57,4	56,7
12 subconjuntos	23	29	20	18	53,5	61,7	57,8
14 subconjuntos	30	25	13	22	69,8	53,2	61,1

Tipo 4, Método 8, Masculino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.257 – Tipo 4, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	16	6	7	45,5	69,6	61,8
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	8	18	3	5	72,7	78,3	76,5
12 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
14 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6

Tabela AP.258 – Tipo 4, SP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	5	17	6	6	45,5	73,9	64,7
8 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
10 subconjuntos	7	18	4	5	63,6	78,3	73,5
12 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6
14 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6

Tipo 4, Método 8, Masculino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.259 – Tipo 4, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	16	5	7	54,5	69,6	64,7
8 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
10 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
12 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
14 subconjuntos	7	16	4	7	63,6	69,6	67,6

Tabela AP.260 – Tipo 4, CP, CEP, Masculino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	6	17	5	6	54,5	73,9	67,6
8 subconjuntos	8	17	3	6	72,7	73,9	73,5
10 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6
12 subconjuntos	5	18	6	5	45,5	78,3	67,6
14 subconjuntos	7	17	4	6	63,6	73,9	70,6

Tipo 4, Método 8, Feminino, Sem pré-ênfase.

Tabela AP.261 – Tipo 4, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	23	12	9	12	71,9	50,0	62,5
8 subconjuntos	21	13	11	11	65,6	54,2	60,7
10 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
12 subconjuntos	22	10	10	14	68,8	41,7	57,1
14 subconjuntos	20	8	12	16	62,5	33,3	50,0

Tabela AP.262 – Tipo 4, SP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	13	10	11	68,8	54,2	62,5
8 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
10 subconjuntos	22	12	10	12	68,8	50,0	60,7
12 subconjuntos	22	11	10	13	68,8	45,8	58,9
14 subconjuntos	20	11	12	13	62,5	45,8	55,4

Tipo 4, Método 8, Feminino, Com pré-ênfase.

Tabela AP.263 – Tipo 4, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 10 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	8	10	16	68,8	33,3	53,6
8 subconjuntos	22	9	10	15	68,8	37,5	55,4
10 subconjuntos	21	10	11	14	65,6	41,7	55,4
12 subconjuntos	21	9	11	15	65,6	37,5	53,6
14 subconjuntos	19	9	13	15	59,4	37,5	50,0

Tabela AP.264 – Tipo 3, CP, CEP, Feminino, classificador MLP com 20 NE.

	CR	CA	FA	FR	SP	SE	E
6 subconjuntos	22	8	10	16	68,8	33,3	53,6
8 subconjuntos	22	8	10	16	68,8	33,3	53,6
10 subconjuntos	20	10	12	14	62,5	41,7	53,6
12 subconjuntos	21	10	11	14	65,6	41,7	55,4
14 subconjuntos	20	7	12	17	62,5	29,2	48,2

ANEXO A – Sinais de Voz Utilizados

Os sinais de voz utilizados neste trabalho são fornecidos pela Kay Elemetrics. Cada sinal de voz é fornecido em um arquivo individual. As vozes normais utilizadas para a análise estão na Tabela AN.265, as vozes com edema na Tabela AN.266, as vozes com nódulos estão na Tabela AN.267 e as vozes afetadas por paralisia estão na Tabela AN.268.

Tabela AN.265 – Vozes normais utilizadas nas análises.

AXH1NAL	JAP1NAL	MXZ1NAL
BJB1NAL	JEG1NAL	NJS1NAL
BJV1NAL	JKR1NAL	OVK1NAL
CAD1NAL	JMC1NAL	PBD1NAL
CEB1NAL	JTH1NAL	PCA1NAL
DAJ1NAL	JXC1NAL	RHG1NAL
DFP1NAL	KAN1NAL	RHM1NAL
DJG1NAL	LAD1NAL	RJS1NAL
DMA1NAL	LDP1NAL	SCK1NAL
DWS1NAL	LLA1NAL	SCT1NAL
EDC1NAL	LMV1NAL	SEB1NAL
EJC1NAL	LMW1NAL	SIS1NAL
FMB1NAL	MAM1NAL	SLC1NAL
GPC1NAL	MAS1NAL	SXV1NAL
GZZ1NAL	MCB1NAL	TXN1NAL
HBL1NAL	MFM1NAL	VMC1NAL
JAF1NAL	MJU1NAL	WDK1NAL
JAN1NAL	MXB1NAL	

Tabela AN.266 – Vozes afetadas por edema utilizadas nas análises.

ANA15AN	JMH22AN	NFG08AN
ANB28AN	JTM05AN	NLC08AN
CAC10AN	JXB16AN	OAB28AN
CAK25AN	JXC21AN	PAT10AN
CER16AN	JXF11AN	PMF03AN
CTB30AN	JXS39AN	RCC11AN
DBF18AN	KAB03AN	RJL28AN
DJF23AN	KLC09AN	RTL17AN
DMG07AN	LAC02AN	RXP02AN
EED07AN	LAD13AN	SLC23AN
EXE06AN	LGM01AN	SXG23AN
HLM24AN	LXC01AN	TLP13AN
JAJ31AN	LXD22AN	WST20AN
JJD29AN	MCA07AN	
JMC18AN	MCW21AN	

Tabela AN.267 – Vozes afetadas por nódulos utilizadas nas análises.

CLS31AN DMC03AN DRC15AN EAS11AN JCC10AN	KAS09AN KCG23AN MRC20AN MXN24AN NJS06AN	RJZ16AN SEC02AN SHC07AN SRB31AN WCB24AN
---	---	---

Tabela AN.268 – Vozes afetadas por paralisia utilizadas nas análises.

ABB09AN AJM05AN CAR10AN CTY09AN DAC26AN DAG01AN DJP04AN EDG19AN EEC04AN EJH24AN ESL28AN FXC12AN GSB11AN HJH07AN IGD16AN JCH21AN	JFN11AN JPP27AN JTG18AN JXS09AN KJB19AN KLC06AN KMC19AN KMS29AN LBA24AN LVD28AN MEC06AN MEC28AN MNH14AN MPS09AN PLW14AN RAB22AN	RAN30AN REC19AN RFH19AN RPJ15AN RWR16AN SAM25AN SCH15AN SGN18AN SLM27AN SMA08AN SWB14AN TAC22AN TDH12AN TPS16AN WDK47AN
--	--	---

ANEXO B – Algumas das Características Acústicas avaliadas no MDVP

O programa MDVP (*Multi-Dimensional Voice Program*) da Kay Elemetrics Corporation® calcula diversos parâmetros de análise acústica. As características acústicas não paramétricas utilizadas neste trabalho foram calculados utilizando o MDVP. As descrições apresentadas neste anexo foram extraídas tal qual estão na documentação original do programa MDVP, incluídas apenas para referência.

APQ

Definition: Amplitude Perturbation Quotient (%) - Relative evaluation of the period-to-period variability of the peak-to-peak amplitude within the analyzed voice sample at smoothing of 11 periods. Voice break areas are excluded.

Method: APQ is computed from the extracted peak-to-peak amplitude data (VOICE command) as:

$$APQ = \frac{\frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \left| \frac{1}{5} \sum_{r=0}^4 A^{(i+r)} - A^{(i+2)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}$$

where: $A^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ - extracted peak-to-peak amplitude data, N - number of extracted impulses.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed APQ value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold APQ value.
DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter APQ.
NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter APQ.
REPORT - Displays the last computed APQ value if set ON for numerical display.
REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter APQ.
VOICE - Computes APQ.
VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect APQ.

Discussion: Amplitude Perturbation Quotient measures the short-term (cycle-to-cycle with smoothing factor of 11 periods) irregularity of the peak-to-peak amplitude of the voice. The smoothing reduces the sensitivity of APQ to pitch extraction errors. While it is less sensitive to the period-to-period amplitude variations, it still describes the short-term amplitude perturbation of the voice very well.

The amplitude of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity of amplitude can be associated with the inability of the cords to support a periodic vibration with a defined period and with the presence of turbulent noise in the voice signal. Breathly and hoarse voices usually have an increased APQ. MDVP also provides the shimmer parameters Shim and ShdB because the research literature contains normative data for these parameters. APQ should be regarded as the preferred measurement for shimmer in the MDVP.

ATRI

Definition:	Amplitude Tremor Intensity Index /%/ - Average ratio of the amplitude of the most intense low-frequency amplitude modulating component (amplitude tremor) to the total amplitude of the analyzed voice signal.
Method:	<p>The method for amplitude tremor analysis consists of the following steps:</p> <p>A. Division of the peak-to-peak amplitude data into 2 sec. windows.</p> <p>For every window, the following procedures apply:</p> <ol style="list-style-type: none">1. Low-pass filtering of the peak-to-peak amplitude data at 30 Hz and downsampling to 400 Hz.2. Calculation of the total energy of the resulting signal.3. Subtraction of the DC-component.4. Calculation of an autocorrelation function on the residue signal.5. Division by the total energy and conversion to percent.6. Extraction of the period of variation.7. Calculation of Fatr and ATRI corresponding to the period of variation found. <p>B. Computation of the average autocorrelation curve and average ATRI for all processed windows.</p>
Related Commands:	<p>DIAGRAM - Displays graphically and numerically the last computed ATRI value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold ATRI value.</p> <p>DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter ATRI.</p> <p>NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter ATRI.</p> <p>REPORT - Displays the last computed ATRI value if set ON for numerical display.</p> <p>REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter ATRI.</p> <p>TREMOR - Computes ATRI.</p> <p>TREMOR.FIX - Changes manually the ATRI value.</p> <p>TREMOR.THRESHOLD.ATRI - Specifies the ATRI threshold value.</p> <p>TREMOR.VIEW.AMP - Defines the frequency range for amplitude-tremor analysis.</p>
Discussion:	<p>The algorithm for tremor analysis determines the strongest periodic frequency and amplitude modulation of the voice. Tremor has both frequency and amplitude components (i.e., the fundamental frequency may vary and/or the amplitude of the signal may vary in a periodic manner). Tremor frequency provides the rate of change with Fftr providing the rate of periodic tremor of the frequency and Fatr providing the rate of change of the amplitude. The program will determine the Fftr and Fatr of any signal if the magnitude of these tremors is above a low threshold of detection. The rate of the amplitude and frequency tremors must be interpreted in association with their magnitude of these tremors. The magnitude is measured by the Frequency Tremor Intensity Index (FTRI) and the Amplitude Tremor Intensity Index (ATRI).</p> <p>You may wish to analyze other, less strong modulation frequencies. This can occur in cases of multi-component long-term variations, when the autocorrelation curve displays multiple maxima. The user can change the Fatr value by using the TREMOR.FIX command.</p>

Fatr

Definition:	Amplitude-Tremor Frequency /Hz/ - The frequency of the most intensive low-frequency amplitude-modulating component in the specified amplitude-tremor analysis range. If the corresponding ATRI value is below the specified threshold, the Fatr value is zero.
Method:	<p>The method for amplitude tremor analysis consists of the following:</p> <p>A. Division of the peak-to-peak amplitude data into 2 sec. windows. For every window, the following procedures apply:</p> <ol style="list-style-type: none">1. Low-pass filtering of the peak-to-peak amplitude data at 30 Hz and downsampling to 400 Hz.2. Calculation of the total energy of the resulting signal.3. Subtraction of the DC component.4. Calculation of an autocorrelation function on the residue signal.5. Division by the total energy and conversion to percent.6. Extraction of the period of variation.7. Calculation of Fatr corresponding to the period of variation found. <p>B. Computation of the average autocorrelation curve and average Fatr for all processed windows.</p>
Related Commands:	<p>REPORT - Displays the last computed Fatr value if set ON for numerical display.</p> <p>REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter Fatr.</p> <p>TREMOR - Computes Fatr.</p> <p>TREMOR.FIX - Changes manually the Fatr value.</p> <p>TREMOR.THRESHOLD.FTRI - Specifies the ATRI threshold value. If the corresponding of Fatr ATRI value is below the specified threshold, the Fatr value is zero.</p> <p>TREMOR.VIEW.FREQ - Defines the frequency range for amplitude-tremor analysis. The expected Fatr value must be within the specified frequency range.</p>
Discussion:	<p>The algorithm for tremor analysis determines the strongest periodic frequency and amplitude modulation of the voice. Tremor has both frequency and amplitude components (i.e., the fundamental frequency may vary and/or the amplitude of the signal may vary in a periodic manner). Tremor frequency provides the rate of change with Fftr providing the rate of periodic tremor of the frequency and Fatr providing the rate of change of the amplitude. The program will determine the Fftr and Fatr of any signal if the magnitude of these tremors is above a low threshold of detection. Therefore, the magnitude of the frequency tremor (FTRI) and the magnitude of the amplitude tremor (ATRI) are more significant than the respective frequencies of the tremor.</p> <p>You may wish to analyze other less strong modulation frequencies. This can occur in cases of multi-component long-term variations when the autocorrelation curve will display multiple maxima. The user can change the Fatr value by using the TREMOR.FIX command.</p>

Jita

Definition: Absolute Jitter /usec/ - An evaluation of the period-to-period variability of the pitch period within the analyzed voice sample. Voice break areas are excluded.

Method: Jita is computed from the extracted period-to-period pitch data (VOICE command) as:

$$Jita = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_o^{(i)} - T_o^{(i+1)}|$$

where: $T_o^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ - extracted pitch period data,

$N = PER$ - number of extracted pitch periods.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed Jita value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold Jita value.

DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter Jita.

NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter Jita.

REPORT - Displays the last computed Jita-value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter Jita.

VOICE - Computes Jita.

VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect Jita.

Discussion: Absolute Jitter measures the very short term (cycle-to-cycle) irregularity of the pitch periods in the voice sample. This measure is widely used in the research literature on voice perturbation (Iwata & von Leden 1970). It is very sensitive to the pitch variations occurring between consecutive pitch periods. However, pitch extraction errors may affect Absolute Jitter significantly.

The pitch of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity can be associated with the inability of the vocal cords to support a periodic vibration for a defined period. Usually this type of variation is random. They are typically associated with hoarse voices. MDVP also provides the jitter parameters RAP, PPQ and Jitt because the research literature contains normative data for these four parameters. The MDVP customer is generally advised to use RAP or PPQ instead of Jita and Jitt for determining jitter present in the voice.

Both Jita and Jitt represent evaluations of the same type of pitch perturbation. Jita is an absolute measure and shows the result in micro-seconds which makes it dependent on the average fundamental frequency of the voice. For this reason, the normative values of Jita for men and women differ significantly. Higher pitch results into lower Jita. That's why the Jita values of two subjects with different pitch are difficult to compare. Jitt is a relative measure and the influence of the average fundamental frequency of the subject is significantly reduced.

Jitt

Definition: Jitter Percent [%] - Relative evaluation of the period-to-period (very short-term) variability of the pitch within the analyzed voice sample. Voice break areas are excluded.

Method: Jitt is computed from the extracted period-to-period pitch data (VOICE command) as:

$$Jitt = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_o^{(i)} - T_o^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_o^{(i)}}$$

where: $T_o^{(i)}$, $i=1,2,..N$ - extracted pitch period data,

$N = PER$ - number of extracted pitch periods.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed Jitt value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold Jitt value.

DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter Jitt.

NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter Jitt.

REPORT - Displays the last computed Jitt value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter Jitt.

VOICE - Computes Jitt.

VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect Jitt.

Discussion: Jitter Percent measures the very short term (cycle-to-cycle) irregularity of the pitch period of the voice. This measure is widely used in the research literature on voice perturbation (Iwata & von Leden 1970). It is very sensitive to the pitch variations occurring between consecutive pitch periods. However, pitch extraction errors may affect Jitter Percent significantly.

The pitch of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity can be associated with the inability of the vocal cords to support a periodic vibration for a defined period. Usually these types of variations are random. They are typically associated with hoarse voices. MDVP also provides the jitter parameters RAP, PPQ and Jita because the research literature contains normative data for these four parameters. The MDVP customer is generally advised to use RAP or PPQ instead of Jita and Jitt for determining jitter present in the voice.

Both Jitt and Jita represent evaluations of the same type of pitch perturbation. Jita is an absolute measure and shows the result in micro-seconds which makes it dependent from the average fundamental frequency of the voice. For this reason, the normative values of Jita for men and women differ significantly. Higher pitch results into lower Jita. That's why the Jita values of two subjects with different pitch are difficult to compare. Jitt is a relative measure and the influence of the average fundamental frequency of the subject is significantly reduced.

NHR

Definition:	Noise-to-Harmonic Ratio - Average ratio of the inharmonic spectral energy in the frequency range 1500-4500 Hz to the harmonic spectral energy in the frequency range 70-4500 Hz. This is a general evaluation of noise present in the analyzed signal.
Method:	<p>NHR is computed using a pitch-synchronous frequency-domain method (NOISE command). In general terms, the algorithm functions as follows:</p> <p>A. Divides the analyzed signal into windows of 81.92 ms (4096 points at 50 kHz sampling rate or 2048 points at 25 kHz).</p> <p>For every window, the following steps apply:</p> <ol style="list-style-type: none">1. Low-pass filtering at 6000 Hz (order 22) with Hamming window, downsampling of the signal data down to 12.5 kHz and conversion of the real signal into an analytical one using the Hilbert transform.2. 1024-points complex Fast Fourier Transform (FFT) on the analytical signal (corresponding to a 2048-points FFT on real data).3. Computation of the power spectrum from the FFT.4. Calculation of the average fundamental frequency within the window synchronously with the pitch extraction results from the VOICE command.5. Harmonic/in-harmonic separation of the current spectrum synchronously with the current window fundamental frequency.6. Computation of the Noise-to-Harmonic Ratio (NHR) of the current window. NHR is a ratio of the inharmonic (1500-4500 Hz) to the harmonic spectral energy (70-4500 Hz). <p>B. Computes the average values of NHR and SPI and average spectrum (Long-Term Average Spectrum) for all previously processed windows.</p>
Related Commands:	<p>DIAGRAM - Displays graphically and numerically the last computed NHR value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold NHR value.</p> <p>DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter NHR.</p> <p>NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter NHR.</p> <p>REPORT - Displays the last computed NHR value if set ON for numerical display.</p> <p>REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter NHR.</p> <p>NOISE - Computes NHR.</p>
Discussion:	Increased values of NHR are interpreted as increased spectral noise which can be due to amplitude and frequency variations (i.e., shimmer and jitter), turbulent noise, sub-harmonic components and/or voice breaks. Unlike VTI, which is a parameter specifically designed to measure turbulent noise, NHR more globally measures the noise in the signal (includes contributions of jitter, shimmer and turbulent noise).

PPQ

Definition: Pitch Period Perturbation Quotient (%) - Relative evaluation of the period-to-period variability of the pitch within the analyzed voice sample with a smoothing factor of 5 periods. Voice break areas are excluded.

Method: PPQ is computed from the extracted period-to-period pitch data (VOICE command) as:

$$PPQ = \frac{\frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \left| \frac{1}{5} \sum_{r=0}^4 T_o^{(i+r)} - T_o^{(i+2)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_o^{(i)}}$$

where: $T_o^{(i)}$, $i=1,2..N$ - extracted pitch period data,

$N = PER$ - number of extracted pitch periods.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed PPQ value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold PPQ value.

DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter PPQ.

NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter PPQ.

REPORT - Displays the last computed PPQ value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter PPQ.

VOICE - Computes PPQ.

VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect PPQ.

Discussion: Pitch Period Perturbation Quotient measures the short term (cycle-to-cycle with a smoothing factor of 5 periods) irregularity of the pitch period of the voice. The smoothing reduces the sensitivity of PPQ to pitch extraction errors. While it is less sensitive to period-to-period variations, it describes the short-term pitch perturbation of the voice very well.

The pitch of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity can be associated with the inability of the vocal folds to support a periodic vibration with a defined period. Hoarse and/or breathy voices may have an increased PPQ. MDVP also provides the jitter parameters RAP, Jitt and Jita because the research literature contains normative data for these parameters. The MDVP customer is advised to use RAP or PPQ instead of Jita and Jitt as an indication of jitter in the voice (see discussion under Jita and Jitt).

RAP

Definition: Relative Average Perturbation [%] - Relative evaluation of the period-to-period variability of the pitch within the analyzed voice sample with smoothing factor of 3 periods. Voice break areas are excluded.

Method: RAP is computed from the extracted period-to-period pitch data (VOICE command) as:

$$RAP = \frac{\frac{1}{N-2} \sum_{i=2}^{N-1} \left| \frac{To^{(i-1)} + To^{(i)} + To^{(i+1)}}{3} - To^{(i)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N To^{(i)}}$$

where: $To^{(i)}$, $i=1,2...N$ - extracted pitch period data,

$N = PER$ - number of extracted pitch periods.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed RAP value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold RAP value.

DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter RAP.

NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter RAP.

REPORT - Displays the last computed RAP-value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter RAP.

VOICE - Computes RAP.

VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect RAP.

Discussion: Relative Average Perturbation measures the short term (cycle-to-cycle with smoothing factor of 3 periods) irregularity of the pitch period of the voice. The smoothing reduces the sensitivity of RAP to pitch extraction errors. However, it is less sensitive to the very short term period-to-period variations, but describes the short-term pitch perturbation of the voice very well.

The pitch of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity can be associated with the inability of the vocal cords to support a periodic vibration with a defined period. Hoarse and/or breathy voices may have an increased RAP. MDVP also provides the jitter parameters PPQ, Jitt and Jita because the research literature contains normative data for these parameters. The MDVP customer is advised to use RAP or PPQ instead of Jita and Jitt as an indication of jitter in the voice (see discussion under Jitt and Jita).

sAPQ

Definition: Smoothed Amplitude Perturbation Quotient [%] - Relative evaluation of the short- or long-term variability of the peak-to-peak amplitude within the analyzed voice sample at smoothing factor defined by the user. The factory setup for the smoothing factor is 55 periods (providing relatively long-term variability; the user can change this value as desired). Voice break areas are excluded.

Method: sAPQ is computed from the extracted period-to-period pitch data (VOICE command) as:

$$sAPQ = \frac{\frac{1}{N - sf + 1} \sum_{i=1}^{N-sf+1} \left| \frac{1}{sf} \sum_{r=0}^{sf-1} A^{(i+r)} - A^{(i+m)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}$$

where: $A^{(i)}$, $i=1,2...N$ - extracted peak-to-peak amplitude data,

N - number of extracted impulses.

sf - smoothing factor defined by VOICE.SMOOTH.SAPQ.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed sAPQ value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold sAPQ value.

DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter sAPQ.

NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter sAPQ.

REPORT - Displays the last computed sAPQ value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter sAPQ.

VOICE - Computes sAPQ.

VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect sAPQ.

VOICE.SMOOTH.SAPQ - Sets the smoothing factor for computation of sAPQ.

Discussion: sAPQ allows customers to define their own amplitude perturbation measure by changing the smoothing factor from 1 to 199 periods. This flexibility is desirable because in the scientific literature, researchers use amplitude perturbation measures with different smoothing factors, including no smoothing. Using sAPQ, the MDVP customer can compare his amplitude perturbation results to any result reported in the literature.

ShdB

Definition: Shimmer in dB /dB/ - Evaluation in dB of the period-to-period (very short-term) variability of the peak-to-peak amplitude within the analyzed voice sample. Voice break areas are excluded.

Method: ShdB is computed from the extracted peak-to-peak amplitude data (VOICE command) as:

$$ShdB = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} \left| 20 \log(A^{(i+1)} / A^{(i)}) \right|$$

where: $A^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ - extracted peak-to-peak amplitude data,
 N - number of extracted impulses.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed ShdB value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold ShdB value.
DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter ShdB.
NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter ShdB.
REPORT - Displays the last computed ShdB-value if set ON for numerical display.
REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter Fo.
VOICE - Computes ShdB.
VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect ShdB.

Discussion: Shimmer in dB measures the very short term (cycle-to-cycle) irregularity of the peak-to-peak amplitude of the voice. This measure is widely used in the research literature on voice perturbation (Iwata & von Leden 1970). It is very sensitive to the amplitude variations occurring between consecutive pitch periods. However, pitch extraction errors may affect shimmer percent significantly.

The amplitude of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity of amplitude can be associated with the inability of the vocal folds to support a periodic vibration for a defined period and with the presence of turbulent noise in the voice signal. Usually, this type of variation is random. It is typically associated with hoarse and breathy voices. MDVP also provides the shimmer parameters APQ and Shim because the research literature contains normative data for these three parameters. APQ is the preferred measurement for shimmer because it is less sensitive to pitch extraction errors while still providing a reliable indication of short-term amplitude variability in the voice.

Both Shim and ShdB are relative evaluations of the same type of amplitude perturbation but they use different measures for the result - percent and dB.

Shim

Definition: Shimmer Percent [%] - Relative evaluation of the period-to-period (very short term) variability of the peak-to-peak amplitude within the analyzed voice sample. Voice break areas are excluded.

Method: Shim is computed from the extracted peak-to-peak amplitude data (VOICE command) as:

$$Shim = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |A^{(i)} - A^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}$$

where: $A^{(i)}$, $i=1,2,\dots,N$ - extracted peak-to-peak amplitude data,
 N - number of extracted impulses.

Related Commands: **DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed Shim value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold Shim value.
DIAGRAM.PRM - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter Shim.
NORM.PRM - Edits the normative threshold value for the parameter Shim.
REPORT - Displays the last computed Shim value if set ON for numerical display.
REPORT.PRM - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter Shim.
VOICE - Computes Shim.
VOICE.RANGE - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect Shim.

Discussion: Shimmer percent measures the very short term (cycle-to-cycle) irregularity of the peak-to-peak amplitude of the voice. This measure is widely used in the research literature on voice perturbation (Iwata & von Leden 1970). It is very sensitive to the amplitude variations occurring between consecutive pitch periods. However, pitch extraction errors may affect Shimmer Percent very significantly.

The amplitude of the voice can vary for a number of reasons. Cycle-to-cycle irregularity of amplitude can be associated with the inability of the cords to support a periodic vibration for a defined period and with the presence of turbulence noise in the voice signal. Usually this type of variation is random. They are typically associated with hoarse and breathy voices. MDVP also provides the shimmer parameters APQ and ShdB because the research literature contains normative data for these three parameters. As noted above, APQ is the preferred measurement for shimmer because it is less sensitive to pitch extraction errors while still providing an excellent measurement of the short term amplitude perturbation in the voice.

Both Shim and ShdB are relative evaluations of the same type of amplitude perturbation but they use different measures for the result - percent and dB.

sPPQ

Definition: Smoothed Pitch Period Perturbation Quotient (%) • Relative evaluation of the short or long-term variability of the pitch period within the analyzed voice sample at smoothing factor defined by the user. The factory setup for the smoothing factor is 55 periods. Voice break areas are excluded.

Method: sPPQ is computed from the extracted period-to-period-pitch data (VOICE command) as:

$$sPPQ = \frac{\frac{1}{N - sf + 1} \sum_{i=1}^{N-sf+1} \left| \frac{1}{sf} \sum_{r=0}^{sf-1} T_o^{(i+r)} - T_o^{(i+m)} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_o^{(i)}}$$

where: $T_o^{(i)}$: $i=1,2,...,N$ - extracted pitch period data; $N = PER$ - number of extracted pitch periods; sf - smoothing factor defined by VOICE.SMOOTH.SPPQ.

Related Commands: **DIAGRAM** • Displays graphically and numerically the last computed sPPQ value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold sPPQ value.

DIAGRAM.PRM • Sets ON/OFF the graphic display of the parameter sPPQ.

NORM.PRM • Edits the normative threshold value for the parameter sPPQ.

REPORT • Displays the last computed sPPQ value if set ON for numerical display.

REPORT.PRM • Sets ON/OFF the numerical display of the parameter sPPQ.

VOICE • Computes sPPQ.

VOICE.RANGE • Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect sPPQ.

VOICE.SMOOTH.SPPQ • Sets the smoothing factor for computation of sPPQ.

Discussion: sPPQ allows the customer to define his own pitch perturbation measure by changing the smoothing factor from 1 to 199 periods. This is desirable because in the scientific literature researchers use pitch perturbation measures with different smoothing factors or without smoothing. Using sPPQ, the MDVP customer can compare his pitch perturbation results to any result reported on in the literature.

With a small smoothing factor, sPPQ is sensitive mostly to the short-term pitch variation of the voice impulses. With a smoothing factor of 1 (no smoothing), sPPQ is identical to Jitter Percent (Jitt). This measure is widely used in the research literature on voice perturbation (Iwata & von Leden 1970). It is very sensitive to the pitch variations occurring between consecutive pitch periods. Usually this type of variation is random. It is typical for hoarse voices. However, pitch extraction errors may affect Jitter Percent significantly.

With a smoothing factor of 3, sPPQ is identical to the Relative Average Perturbation (RAP) introduced by Koike (Koike 1973).

With a smoothing factor of 5, sPPQ is identical to the Pitch Perturbation Quotient (PPQ) introduced by Koike (Koike & Calcaterra 1977). Both RAP and PPQ have been used extensively during the last decade. Because of the smoothing, RAP and PPQ are less sensitive to the pitch extraction errors. While they are less sensitive to the period-to-period pitch variations, they describe the short-term jitter in the voice very well.

At high smoothing factors sPPQ correlates with the intensity of the long-term pitch period variations. The studies of patients with Spasmodic Dysphonia (Deliyski, Orlikoff & Kahane 1991) show that sPPQ with smoothing factor set in the range 45-65 periods has increased values in case of regular long-term pitch variations (frequency voice tremors).

The sPPQ smoothing factory setup is 55 periods - sPPQ(55). This setup allows using sPPQ as an additional evaluation of the frequency tremors in the voice. The intensity and the regularity of the frequency tremors can be assessed using sPPQ(55) in combination with vFo. The difference between vFo and sPPQ(55) is that vFo represents a general evaluation of the fundamental frequency (pitch) variation of the voice signal. The vFo value increases regardless of the type of pitch variation. Either random or regular short-term or long term variations increase the value of vFo. However, sPPQ(55) is more sensitive to regular long-term variations with a period near and above 55 pitch periods. If both sPPQ(55) and vFo are low, the intensity of pitch variations in the voice signal is very low. If vFo is high but sPPQ(55) is low, there are pitch variations but not a long-term periodic one. If both sPPQ(55) and vFo are high, there is a long-term periodic pitch variation (most likely a frequency tremor). The enclosed paper (Deliyski, Orlikoff & Kahane 1991) in [Section 7: Application Notes](#) of this manual contains some experimental results about the influence of the smoothing factor on the pitch perturbation evaluation.

vAm

Definition: Coefficient of Amplitude Variation [%] - Relative standard deviation of the peak-to-peak amplitude. It reflects in general the peak-to-peak amplitude variations (short to long-term) within the analyzed voice sample. Voice break areas are excluded.

Method: vAm is computed as ratio of the standard deviation to the average value of the extracted peak-to-peak amplitude data (VOICE command) as:

$$vAm = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A^{(j)} - A^{(i)} \right)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}$$

where: $A^{(i)}$, $i=1,2,..N$ - extracted peak-to-peak amplitude data,
 N - number of extracted impulses.

Related Commands:

- DIAGRAM** - Displays graphically and numerically the last computed vAm value if set ON for graphic display and compares it against a normative threshold vAm value.
- DIAGRAM.PRM** - Sets ON/OFF the graphic display of the parameter vAm.
- NORM.PRM** - Edits the normative threshold value for the parameter vAm.
- REPORT** - Displays the last computed vAm value if set ON for numerical display.
- REPORT.PRM** - Sets ON/OFF the numerical display of the parameter vAm.
- VOICE** - Computes vAm.
- VOICE.RANGE** - Sets the pitch extraction range of the VOICE command. If set the wrong way, it may affect vAm.

Discussion: vAm reveals the variations in the cycle-to-cycle amplitude of the voice. The vAm value increases regardless of the type of amplitude variation. Either random or regular short-term or long-term variations increase the value of vAm.