



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Análise Acústica para Classificação de Patologias da Voz
empregando Análise de Componentes Principais, Redes Neurais
Artificiais e Máquina de Vetores de Suporte

Sérgio de Brito Espinola



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Análise Acústica para Classificação de Patologias da Voz
empregando Análise de Componentes Principais, Redes Neurais
Artificiais e Máquina de Vetores de Suporte

Sérgio de Brito Espinola

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande - Campus I como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Ciência da Computação
Linha de Pesquisa: Modelos Computacionais e Cognitivos

Orientadores: Elmar Uwe Kurt Melcher e
Joseana Macêdo Fachine Régis de Araújo

Campina Grande, Paraíba, Brasil
© Sérgio de Brito Espinola, 12/03/2014

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

- E77a Espinola, Sérgio de Brito.
 Análise acústica para classificação de patologias da voz
 empregando análise de componentes principais, redes neurais artificiais e
 máquina de vetores de suporte / Sérgio de Brito Espinola. – Campina
 Grande, 2014.
 167 f.
- Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade
 Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática,
 2014.
- "Orientação: Prof. Elmar Uwe Kurt Melcher, Prof^a. Joseana Macêdo
 Fechine Régis de Araújo".
 Referências.
1. Processamento Digital de Sinais de Voz. 2. Aprendizagem de
 Máquina. 3. Inteligência Artificial. 4. Análise Acústica. 5. Discriminação de
 Vozes Patológicas. I. Melcher, Imar Uwe Kurt. II. Araújo, Joseana Macêdo
 Fechine Régis de. III. Título.

CDU 004.8(043)

**"ANÁLISE ACÚSTICA PARA CLASSIFICAÇÃO DE PATOLOGIAS DA VOZ
EMPREGANDO ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS, REDES NEURAIS E
MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE"**

SÉRGIO DE BRITO ESPINOLA

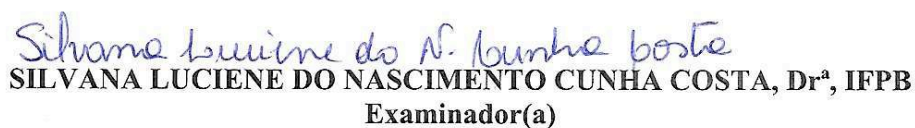
DISSERTAÇÃO APROVADA EM 12/03/2014



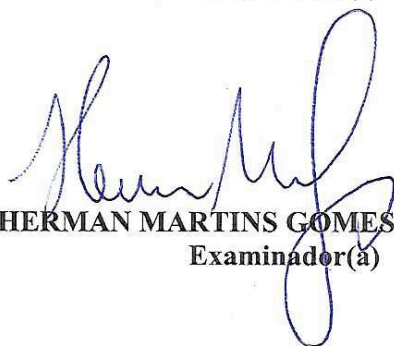
**ELMAR UWE KURT MELCHER, Dr., UFCG
Orientador(a)**



**JOSEANA MACÊDO FECHINE RÉGIS DE ARAÚJO, D.Sc, UFCG
Orientador(a)**



**SILVANA LUCIENE DO NASCIMENTO CUNHA COSTA, Dr^a, IFPB
Examinador(a)**



**HERMAN MARTINS GOMES, Ph.D, UFCG
Examinador(a)**

CAMPINA GRANDE - PB

RESUMO

Estima-se que um terço da força de trabalho humana dependa da voz para realização de seus ofícios. Procedimentos médicos avaliam a qualidade vocal do indivíduo sendo os mais usados aqueles baseados na escuta da voz (subjetivo) ou na inspeção das dobras (ou pregas) vocais por exames sofisticados (objetivos, porém invasivos e caros). A análise acústica da voz busca extrair medidas robustas para descrever vários fenômenos associados à produção da fala ou características intrínsecas do ser humano como frequência fundamental, timbre, etc. O presente estudo consiste na caracterização de um modelo de processamento digital de Voz para apoio ao diagnóstico no contexto da construção de sistemas de identificação automatizados de patologias da fala. Para análise da técnica proposta foi utilizada uma base de dados (base KAY) que foi estruturada por especialistas num arranjo de seis grupos de Patologias. A esse, acrescentado também um de vozes "Normal". Assim, 182 vozes foram escolhidas, as quais dispunham de um catálogo indexado de cerca de 33 descritores, para cada voz, calculados da elocução da vogal \a\ sustentada. Ao selecionar combinações desses descritores – como perturbações em frequência (*jitter*), em amplitude (*shimmer*) etc, este estudo encontrou evidências estatísticas e mostrou ser possível: a) Separar vozes normais das patológicas – esperado, b) Separar patologias específicas (Paralisia, Edema de Reinke, Nódulos) com acurácia de 100% (para a grande maioria dessas combinações) e cerca de 92% (para Nódulos contra Reinke); c) Discriminá-las por meio de classificadores (redes neurais artificiais e máquina de vetores de suporte) e reduzir a dimensionalidade e complexidade (quantidade de dados) via técnica de análise de componentes principais (ACP) sobre esses descritores para a separação intra patologias; e d) Testes estatísticos com os grupos locais confirmaram também limiares de indícios de Anormalidade presentes na literatura. A utilização de menor quantidade de descritores – obtida pós ACP (compressão) – mostrou-se também eficiente (mesmas taxas de acurácia).

Palavras-chave: Processamento digital de sinais de voz. Aprendizagem de Máquina. Inteligência Artificial. Análise acústica. Discriminação de vozes patológicas.

ABSTRACT

It is estimated one-third of the work force relies on the use the voice in their jobs. The clinical diagnostic may be performed on voice listening by a specialist (subjective perspective) or through invasive and often not cheaper exams to check vocal structures. The area of Voice Acoustic analyses aims to extract robust measurements to describe several phenomena associated with voice production, or human being particular characteristics like fundamental frequency, timbre, etc. This study consisted of a model characterizing the digital voice processing for support in building automatic systems for the identification of disorders of speech (to aid diagnosis of pathologies). To support this investigation and proposed model, a commercial voice database (KAY base) was used with the endorsement from medical specialists. Derived acoustic analyses of those speech samples data records were presented to professionals for classification and six "severities groups" case-studied were built. After these analyses, one Normal group was added and, at the end, 182 voices have been selected. Their refined audio database contain, among other things, an indexed list of vocal descriptors calculated on the presence of the utterance of the vowel \a\ sustained speech. Statistical evidences were found: a) Difference between pathological groups vocal descriptors to normal (expected); b) It was achieved 100% from true positive, most cases, among Paralysis, Reinke's Edema and Nodules separations; c) from few cases, there were detected minor distinctions: Paralysis, Reinke's Edema, Nodules and Edema (pair comparison) with disordered groups; c) Among Machine Learning Algorithms (artificial neural networks "RN" and support vector machine "SVM"), the technique of Principal Components Analyses (PCA) and main statistics performed, it was found facts to help to structure some automated recognition systems. These Supervised learning methods showed that it could be possible to generate classification predictions (disordered presence) for the response to new data; and d) Inner tests also confirmed literature established reference thresholds. Hence considering suitable combinations of descriptors with two machine learning classifiers, as showed, is sufficient suitable and worthy.

Keywords: Digital Voice Signal Processing. Machine Learning. Artificial Intelligence. Acoustical Analysis. Healthy and Pathological voices.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida, vocação para os estudos e pela saúde.

À maravilhosa família que Ele me concedeu.

Aos meus orientadores Elmar Melcher (Dr.-Ing.) e Joseana Fechine Régis de Araújo (DSc.) pelos valiosos ensinamentos, paciência pedagógica e incentivos no desenrolar do trabalho.

À Dra. Fga Lavínia Wanderley Brandão e à Otorrinolaringologista Valéria Pinto Brandão (Clínica José Pinto Brandão), pela oportunidade em tratar a questão transversal da voz dentre a interconexão da prática médica com a Ciência da Computação.

Aos colegas dos laboratórios em BioEnergia Arquiteturas Dedicadas e Inteligência Artificial (BELADIA), Laboratório de Arquiteturas Dedicadas (LAD) e de Inteligência Artificial (LIA).

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

A todos quantos me ajudaram, diretamente ou indiretamente, na realização desta pesquisa, meu muitíssimo obrigado.

À Universidade Federal de Campina Grande, ao Centro de Engenharia Elétrica e Informática, ao Departamento de Sistemas e Computação, à PPGCC (COPIN), como também ao programa de Recursos Humanos da empresa HP (pela bolsa de estudos).

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – A VOZ E A IDENTIFICAÇÃO DE PATOLOGIAS	1
1.1 Introdução	1
1.2 Caracterização do Problema	1
1.3 Motivação	2
1.4 Objetivos da Pesquisa	2
1.4.1 Objetivo Geral	2
1.4.2 Objetivos Específicos	2
1.5 Abordagem Proposta	3
1.6 Organização do Trabalho	4
CAPÍTULO 2 – PESQUISAS RELACIONADAS	5
2.1 Introdução	5
2.2 Breve Histórico	5
2.3 O Estado da Arte	6
2.4 Enfoque do Trabalho	7
2.5 Discussão	13
CAPÍTULO 3 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
3.1 Introdução	14
3.2 Produção da Fala	14
3.3 Disfonias	16
3.3.1 Paralisia	17
3.3.2 Edema	18
3.3.3 Edema de Reinke	19
3.3.4 Nódulo ou Nódulos de Pregas Vocais	19
3.3.5 Pólipo	20
3.4 Análise Acústica e a Caracterização de Sinais de Voz	22
3.4.1 Análise Acústica	22
3.4.2 Descritores Acústicos (DESC)	22
3.4.2.1 Descritores	23
3.4.2.2 Shimmer (perturbação em Amplitude)	23
3.4.2.3 Jitter (Perturbação da Frequência Fundamental)	24
3.4.2.4 APQ (Quociente da Perturbação em Amplitude)	25
3.4.2.5 vAm (Variação da Amplitude de Pico)	26
3.4.2.6 SPI (Índice de Fonação Suave)	26
3.4.3 Demais Descritores	26
3.4.4 Referenciais de Anormalidade	29
3.5 Aprendizagem de Máquina	29
3.5.1 Análise de Componentes Principais (ACP)	30
3.5.2 Classificação	31
3.5.2.1 Redes Neurais	31
3.5.2.2 Classificador utilizando Máquina de Vetores de Suporte (SVM)	32
3.6 Discussão	32
CAPÍTULO 4 – A MODELAGEM ACÚSTICA PROPOSTA	33
4.1 Introdução	33
4.2 modelagem	33
4.2.1 Classificação por Aprendizagem de Máquina	34
4.2.1.1 Estágios de Classificação (Classificadores Binários Encadeados)	35

4.3 Blocos Internos	36
4.3.1 Pré-Processamento (Tratamento do Sinal de Áudio)	36
4.3.2 Extração de Características (EXTC)	37
4.3.3 Análise de Características	38
4.4 Delineamento do Estudo	38
4.4.1 Perguntas de Pesquisa	38
4.4.2 População do estudo	39
4.4.3 Base de Vozes (Original e Categorizada por Especialistas)	41
4.5 Fatores do Estudo	41
4.6 Variáveis	42
4.6.1 Descritores Acústicos	42
4.6.2 Classificadores Empregados	43
4.7 Refinamento de Patologias e Abordagens	43
4.7.1 Análise Estatística Preliminar	44
4.7.2 Classificação por Reconhecimento de Padrões	45
4.8 Medidas de Desempenho dos Classificadores	45
4.9 Ferramentas Computacionais	47
4.10 Discussão	47
CAPÍTULO 5 – APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	48
5.1 Introdução	48
5.2 Estruturação das Patologias com Especialistas (Diagnósticos)	48
5.2.1 Grupos principais	49
5.2.1.1 Todas as Patologias	50
5.2.1.2 Grupos de Pares de Patologias	50
5.2.1.3 Grupos Complementares	51
5.3 Descritores	52
5.4 Estratégia para Identificação de Patologias	53
5.5 Descritores Acústicos e ACP	54
5.5.1 Grupo do Estágio 1 (Nr x PRRKND)	54
5.5.2 Componentes Principais do Estágio 2 (PR x RKND)	56
5.5.3 Componentes Principais do Estágio 3 (RK x ND)	59
5.5.4 Síntese da Variabilidade Explicada pelos Componentes Principais	61
5.6 Abordagem Preliminar (Síntese)	61
5.7 Abordagem com Classificadores	62
5.7.1.1 Metodologia para RN	62
5.7.1.2 Metodologia para SVM	64
5.7.2 Classificação – Após os Rearranjos	65
5.7.2.1 REARR1: Nr-PR-RK-ND-PP	66
5.7.2.2 REARR2: Nr-PR-RK-ND	66
5.8 Discussão	70
5.8.1 Aspectos Pontuais	70
5.8.2 Aspectos Gerais	72
5.8.2.1 Estruturação das Patologias com Especialistas (Diagnósticos)	72
5.8.2.2 Separação da Normalidade e Intra-patologias	73
5.8.2.3 Caracterização de Anormalidade (Patologias nas Vozes)	73
5.8.2.4 Diferenciação Intra-Patologias (Paralisia, Reinke e Nódulos)	73
5.9 Discussão	74
CAPÍTULO 6 – CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
6.1 Introdução	75

6.2	Influência da Base de Dados	75
6.3	Resumo da Pesquisa	76
6.4	Principais Contribuições.....	77
6.5	Sugestões para pesquisas futuras.....	78
6.5.1	Quanto aos Descritores.....	78
6.5.2	Quanto à Base de Vozes.....	79
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	81
	APÊNDICES	85
	APÊNDICE A – DESCRIÇÃO DA BASE DE DADOS (KAY+ 2012)	86
	A.1 BASE Classificação KAY+ = KAY + arranjo de patologias por BEC (BRANDAO, ESPINOLA, COSTA) – 2012.	86
	A.1.1 Pacientes com Voz Normal.....	86
	A.1.2 Pacientes com Voz com Paralisia	87
	A.1.1 Pacientes com Voz com Edema	88
	A.1.2 Pacientes com Voz 'Edema de Reinke'	88
	A.1.3 Pacientes com Voz com Nódulos.....	89
	A.1.4 Pacientes com Voz com Pólipos	89
	A.1.5 Pacientes com Voz com Outras Patologias	89
	A.2 DESCRITORES.....	90
	APÊNDICE B – ARTIGO SUBMETIDO (<i>SHORT PAPER</i>) E ACEITO	91
	I. Motivation and Methodology	92
	II. Results and Discussions.....	92
	Acknowledgment.....	92
	References	92
	APÊNDICE C – ANÁLISE ESTATÍSTICA (TESTES DE HIPÓTESE, DIFERENÇAS ENTRE AS MEDIANAS DOS GRUPOS E LIMIARES)	93
	C.1 Abordagem 1: Normal X Patologias (integradas)	93
	C.1.1 Conclusões da Abordagem 1	94
	C.1.2 Comparativo gráfico dos descritores (Nr x AllP)	95
	C.2 Abordagem 2: Normal X Patologias (individuais)	96
	C.2.1 Nr X PR	96
	C.2.2 Nr X ED	98
	C.2.3 Nr X RK	100
	C.2.4 Nr X ND.....	102
	C.2.5 Nr X PP.....	104
	C.2.6 Nr X OP.....	106
	C.2.7 Conclusões da Abordagem 2.....	108
	C.3 Limiar de Anormalidade para as Patologias.....	108
	C.4 Abordagem 4: Patologias e Complementos.....	109
	C.4.1 PR X CPR.....	109
	C.4.2 ED X CED.....	110
	C.4.3 RK X CRK.....	110
	C.4.4 ND X CND.....	111
	C.4.5 PP X CPP.....	111
	C.4.6 OP X COP.....	112
	C.5 Abordagem 5: Entre Patologias (Pares).....	113
	C.5.1 Teste de Hipótese (Variância dos Seis Grupos).....	114
	C.6 Teste de Hipótese (Diferenças entre Pares de Patologias)	115
	C.6.1 PR X ED.....	115
	C.6.2 PR X RK.....	115
	C.6.3 PR X ND	116
	C.6.4 PR X PP	116
	C.6.5 PR X OP.....	117
	C.6.6 ED X RK	117
	C.6.7 ED X ND	118
	C.6.8 ED X PP	119
	C.6.9 ED X OP	119
	C.6.10 RK X ND	120

C.6.11 RK X PP	120
C.6.12 RK X OP	121
C.6.13 ND X PP	121
C.6.14 ND X OP	122
C.6.15 PP X OP	122
APÊNDICE D – CLASSIFICAÇÃO (PAREADAS E APÓS REARRANJO)	125
D.1 Classificação das Patologias Integradas	125
D.2 Classificação Segmentada por Estágios: Nr-PR-RK-ND-PP (após reagrupamentos)	126
D.2.1 Estágio 1: Nr x DEMP (PRRKNDPP)	126
D.2.2 Estágio 2: PR x DEMP2 (RKNDPP)	127
D.2.3 Estágio 3A: ND x DEMP3 (RKPP)	128
D.2.4 Estágio 3B: RK x DEMP3B (NDPP)	129
D.2.5 Estágio 4A: ND x DEMP4 (PP)	129
D.2.6 Estágio 4B: RK x DEMP4 (PP)	130
APÊNDICE E – ANÁLISE EXPLORATÓRIA E PERFIL DOS DADOS	132
E.1 Descritor ShdB	132
E.1.1 Medidas Sumarizadas	132
E.1.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	133
E.2 Descritor Shim	137
E.2.1 Medidas Sumarizadas	137
E.2.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	138
E.3 Descritor Jita	142
E.3.1 Medidas Sumarizadas	142
E.3.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	143
E.4 Descritor Jitt	148
E.4.1 Medidas Sumarizadas	148
E.4.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	149
E.5 Descritor APQ	153
E.5.1 Medidas Sumarizadas	153
E.5.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	154
E.6 Descritor vAm	158
E.6.1 Medidas Sumarizadas	158
E.6.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	159
E.7 Descritor SPI	163
E.7.1 Medidas Sumarizadas	163
E.7.2 Medidas de Simetria, Espalhamento e Testes de Normalidade	164

LISTA DE ABREVIACOES E SIGLAS

ACP	Anlise de Componentes Principais (<i>Principal Components Analyses</i> "PCA")
APQ	Quociente de Perturbao da Amplitude (<i>Amplitude Perturbation Quotient</i>)
DSH	Grau de Componentes Sub-Harmnicos
DUV	Grau de Soronidade
DVB	Grau de Pausas Vocais
Fhi	Frequncia Fundamental Mais Alta
Flo	Frequncia Fundamental Mais Baixa
Fo	Frequncia Fundamental Mdia
Jita	<i>Jitter</i> absoluto
Jitt	<i>Jitter</i> Percentual
MDVP	Programa clssico para anlise acstica. Denominado de <i>Multi-Dimensional Voice Program</i>
MEEI	Hospital (Enfermaria) de Olhos e Ouvidos de Massachussetts (Massachussetts Eye and Ear Infirmary): Referncia a base de validao (KAY-ELEMENTRICS, 1994)
MLP	Rede de mltiplas camadas do tipo Perceptron (<i>Multi Layer Perceptron</i>)
NHR	Razo Harmnico Rudo
NSH	Nmero de Segmentos Sub-Harmnicos
NUV	Nmero de Segmentos Sonoros
NVB	Nmero de Pausas na Voz
PER	Perodos de Timbre detectados (<i>Pitch Periods detected during the period-to-period pitch extraction</i>) pelo software MDVP
PFR	Intervalo fonatrio da Frequncia Fundamental
PPQ	Quociente da Perturbao do Perodo de Pitch
R	Aplicativo e plataforma computacional para anlises estatsticas
RAP	Perturbao Mdia Relativa
RNA, RN	Rede Neural Artificial
sAPQ	Quociente de Perturbao da Amplitude suavizado
SEG	Total do nmero de segmentos computados durante a anlise MDVP de auto correlao
ShdB	<i>Shimmer</i> em decibel (dB)
Shim	<i>Shimmer</i> percentual
SPI	ndice de Fonao Suave (<i>Soft phonation index</i>)

sPPQ	Quociente Suave da Perturbação do Período de Pitch
STD	Desvio Padrão de Fo
SVM	Máquina de Vetores de Suporte (<i>Support Vector Machine</i>)
To	Período de <i>pitch</i> médio
Tsam	Duração, em segundos, da voz analisada na amostra
vAm	Coefficiente de Variação da Amplitude de Pico
vFo	Coefficiente de variação da Frequência Fundamental
VTI	Índice de Turbulência Vocal
WEKA	Aplicativo e plataforma computacional para análises sobre aprendizagem de máquina

LISTA DE ILUSTRAÇÕES E TABELAS

Figura 3.1 – Diversas fontes de geração (osciladores) associadas à produção da voz.	15
Figura 3.2 – Modelo acústico do aparelho fonador.	15
Figura 3.3 – Visão do aparelho fonador.	16
Figura 3.4 – Visão das pregas vocais sadias (esq.: abdução) e (dir.: adução).	17
Figura 3.5 – Paralisia nas pregas vocais.	18
Figura 3.6 – Edema nas pregas vocais.	18
Figura 3.7 – Edema de Reinke nas pregas vocais.	19
Figura 3.8 – Nódulos nas pregas vocais.	20
Figura 3.9 – Pólipos nas pregas vocais.	21
Figura 3.10 – Classificador perceptron multicamada com 8 neurônios de entrada, uma camada com 4 neurônios escondidos, e dois neurônios de saída (3 camadas ao todo).	32
Figura 4.11 – O Sistema visto em alto nível “para detecção de Patologias (<i>VoiceClin</i>)”.	33
Figura 4.12 – Fase de treinamento “para detecção de Patologias”.	34
Figura 4.13 – Fase de classificação genérica (Teste) para “para detecção de Patologias”.	34
Figura 4.14 – Estágios de classificação (agrupamento de classificadores binários).	35
Figura 4.15 – Os blocos de processamento “para detecção de Patologias”.	36
Figura 4.16 – Exemplos de várias anotações ou diagnósticos para mesma voz (base KAY).	40
Figura 4.17 – Base KAY e alguns de seus descritores.	42
Figura 5.18 – ACP, distribuição de Pareto (Nr x PRRKND, DESC25).	54
Figura 5.19 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (Nr x PRRKND, DESC25).	55
Figura 5.20 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (Nr x PRRKND, DESC25).	55
Figura 5.21 – Distribuição e <i>boxplot</i> do descritores acústicos (PRRKND).	56
Figura 5.22 – Distribuição e <i>boxplot</i> do descritores acústicos (zoom 25x, grupo PRRKND).	56
Figura 5.23 – ACP, distribuição de Pareto (PRRKND, DESC25).	57
Figura 5.24 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (PRRKND, DESC25).	58
Figura 5.25 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (PRRKND, DESC25).	58
Figura 5.26 – ACP, distribuição de Pareto (RKND, DESC25).	59
Figura 5.27 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (RKND, DESC25).	60
Figura 5.28 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (RKND, DESC25). ..	60
Figura 5.29 – Exemplo de MLP “duas camadas”.	63
Figura 5.30 – Combinação de descritores para separação de classes Nr x PRRKND.	64
Figura 5.31 – Máquina de Vetores de Suporte (SVM) entre classes Nr e AIIIP (zooms diferentes) ..	64
Figura C.32 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) dos descritores para Nr (superior) e AIIIP. ...	95
Figura C.33 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Paralisia (inferior).	97
Figura C.34 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Edema (inferior).	99
Figura C.35 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com RK (inferior).	101
Figura C.36 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Nódulo (inferior).	103
Figura C.37 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Pólipo (inferior).	105
Figura C.38 – Gráficos <i>BoxPlot</i> (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Outras Patologias (inferior).	107
Figura E.39 – Gráficos ShdB comparativos: “Histograma e de Densidade”.	134
Figura E.40 – Gráficos ShdB de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.	134
Figura E.41 – Gráficos ShdB QQplot comparativos.	135
Figura E.42 – BoxPlot Comparativo ShdB (Unidade /dB/).	136
Figura E.43 – BoxPlot Comparativo ShdB dos complementos.	136
Figura E.44 – Gráficos Shim comparativos: “Histograma e de Densidade”.	139
Figura E.45 – Gráficos Shim de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.	139
Figura E.46 – BoxPlot Comparativo Shim (Unidade /%/).	140
Figura E.47 – BoxPlot Comparativo Shim dos complementos.	140
Figura E.48 – Gráficos Shim QQplot comparativos.	141
Figura E.49 – Gráficos Jita comparativos: “Histograma e de Densidade”.	144
Figura E.50 – Gráficos Jita de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”. ..	144

Figura E.51 – BoxPlot Comparativo Jita (Unidade /us/: microssegundo).	145
Figura E.52 – BoxPlot Comparativo Jita sem um outlier (ED1) (Unidade /us/: microssegundo)..	145
Figura E.53 – BoxPlot Comparativo Jita sem sete outlier (ED7) (Unidade /us/: microssegundo).	146
Figura E.54 – BoxPlot Comparativo Jita dos complementos.	146
Figura E.55 – Gráficos Jita QQplot comparativos.	147
Figura E.56 – Gráficos Jita ED (outliers supressão) QQplot comparativos.....	147
Figura E.57 – Gráficos Jitt comparativos: "Histograma e de Densidade".	150
Figura E.58 – Gráficos Jitt de Patologia e de seu complemento: "Histograma e de Densidade".	150
Figura E.59 – BoxPlot Comparativo Jita (Unidade %/).	151
Figura E.60 – BoxPlot Comparativo Jitt dos complementos.	151
Figura E.61 – Gráficos Jitt QQplot comparativos.	152
Figura E.62 – Gráficos APQ comparativos: "Histograma e de Densidade".....	155
Figura E.63 – Gráficos APQ de Patologia e de seu complemento: "Histograma e de Densidade".	155
Figura E.64 – BoxPlot Comparativo APQ (Unidade %/).	156
Figura E.65 – BoxPlot Comparativo APQ dos complementos.	156
Figura E.66 – Gráficos APQ QQplot comparativos.	157
Figura E.67 – Gráficos vAm comparativos: "Histograma e de Densidade".	160
Figura E.68 – Gráficos vAm de Patologia e de seu complemento: "Histograma e de Densidade".	160
Figura E.69 – BoxPlot Comparativo vAm (Unidade %/).	161
Figura E.70 – BoxPlot Comparativo vAm dos complementos.	161
Figura E.71 – Gráficos vAm QQplot comparativos.....	162
Figura E.72 – Gráficos SPI comparativos: "Histograma e de Densidade".....	165
Figura E.73 – Gráficos SPI de Patologia e de seu complemento: "Histograma e de Densidade".	165
Figura E.74 – BoxPlot Comparativo SPI (adimensional).....	166
Figura E.75 – BoxPlot Comparativo SPI dos complementos.	166
Figura E.76 – Gráficos SPI QQplot comparativos.	167

Tabela 3.1 – Referenciais de Anormalidade (Fonte: PRAAT e MDVP).	29
Tabela 5.2 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).	49
Tabela 5.3 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).	50
Tabela 5.4 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).	50
Tabela 5.5 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes.	51
Tabela 5.6 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes (REARR1).....	51
Tabela 5.7 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes (REARR2).....	51
Tabela 5.8 – Síntese da variabilidade dos três componentes principais, grupo destoante e ACP12.61	
Tabela 5.9 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nr x Demais Patologias).	66
Tabela 5.10 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias 2).....	67
Tabela 5.11 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (ND x RK).	69
Tabela 5.12 – Resultados dos Estágios para Classificação, REARR2.	70
Tabela A.13 – Perfil das vozes do grupo Nr.	86
Tabela A.14 – Perfil das vozes do grupo PR.	87
Tabela A.15 – Perfil das vozes do grupo ED.....	88
Tabela A.16 – Perfil das vozes do grupo RK.....	88
Tabela A.17 – Perfil das vozes do grupo ND.	89
Tabela A.18 – Perfil das vozes do grupo PP.	89
Tabela A.19 – Perfil das vozes do grupo OP.....	89
Tabela C.20 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e AllP.	94
Tabela C.21 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e PR.....	96
Tabela C.22 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e ED.	98
Tabela C.23 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e RK.	100
Tabela C.24 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e ND.	102
Tabela C.25 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e PP.	104
Tabela C.26 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e OP.	106
Tabela C.27 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 entre Normal e	
Patologias individuais.	108
Tabela C.28 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 entre Normal e	
Patologias individuais.	109
Tabela C.29 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e CPR.	109
Tabela C.30 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e CED.	110
Tabela C.31 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e CRK.	110
Tabela C.32 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e CND.	111
Tabela C.33 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PP e CPP.	111

Tabela C.34 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos OP e COP.	112
Tabela C.35 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 entre Patologia e seu grupo complementar.	113
Tabela C.36 – Teste de <i>Kruskal-Wallis</i> (g.l.=5) acerca da variação entre Patologias.	113
Tabela C.37 – Teste de <i>Kruskal-Wallis</i> (g.l.=5) acerca da variação entre Patologias.	114
Tabela C.38 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e ED.	115
Tabela C.39 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e RK.	116
Tabela C.40 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e ND.	116
Tabela C.41 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e PP.	116
Tabela C.42 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e OP.	117
Tabela C.43 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e RK.	117
Tabela C.44 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e ND.	118
Tabela C.45 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED7 (sem <i>outliers</i>) e ND.	118
Tabela C.46 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e PP.	119
Tabela C.47 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e OP.	119
Tabela C.48 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e ND.	120
Tabela C.49 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e PP.	120
Tabela C.50 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e OP.	121
Tabela C.51 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e PP.	121
Tabela C.52 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e OP.	122
Tabela C.53 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PP e OP.	122
Tabela C.54 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 dos pares de Patologias.	123
Tabela D.55 – Classificação (antes dos Reagrupamentos).	125
Tabela D.56 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nx x Demais Patologias).	126
Tabela D.57 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nx x Demais Patologias).	126
Tabela D.58 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias2: RKNDPP).	127
Tabela D.59 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias2: RKNDPP, ACP2).	128
Tabela D.60 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (ND x Demais Patologias3: RKPP).	128
Tabela D.61 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (RK x Demais Patologias3B: NDPP).	129
Tabela D.62 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 4a (ND x PP).	129
Tabela D.63 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 4b (RK x PP).	130
Tabela D.64 – Resultados dos Estágios para Classificação, REARR1.	130
Tabela E.65 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor ShdB.	132
Tabela E.66 – Estatísticas ShdB (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade). ...	133
Tabela E.67 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Shim (Unidade /%/).	137
Tabela E.68 – Estatísticas Shim (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	138
Tabela E.69 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Jita (Unidade /us/).	142
Tabela E.70 – Estatísticas Jita (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	143
Tabela E.71 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Jitt.	148
Tabela E.72 – Estatísticas Jitt (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	149
Tabela E.73 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor APQ.	153
Tabela E.74 – Estatísticas APQ (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	154
Tabela E.75 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor vAm.	158
Tabela E.76 – Estatísticas vAm (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	159
Tabela E.77 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor SPI.	163
Tabela E.78 – Estatísticas SPI (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).	164

CAPÍTULO 1 – A VOZ E A IDENTIFICAÇÃO DE PATOLOGIAS

1.1 INTRODUÇÃO

A voz, considerada a principal ferramenta de comunicação humana, contém informações a respeito do falante, tais como identidade, estado emocional e humor. A qualidade do sistema de produção vocal também pode ser avaliada por meio da análise acústica do sinal de voz, empregando técnicas de processamento digital de sinais (GODINO-LLORENTE et al., 2006).

1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

Estima-se que um terço da força produtiva humana dependa dos ofícios ligados à voz (FRAILE et al., 2009). O diagnóstico dessa ferramenta de comunicação e de trabalho requer a análise de profissionais ligados às especialidades médicas de otorrinolaringologia ou fonoaudiologia por meio da análise perceptual (muitas vezes subjetiva – pelo do profissional que “reconhece” a fala com indícios de disfonias) e apoio de exames ora invasivos ou caros.

Existe também uma busca incessante por parte dos clínicos e pesquisadores para o desenvolvimento de métodos não invasivos utilizando medidas que apresentem grande poder discriminativo e que possibilitem a triagem, a avaliação, o diagnóstico e o monitoramento dos distúrbios da voz (BROCKMANN-BAUSER, DRINNAN 2011).

Contudo, procedimentos mais sistematizados entre os pesquisadores de áreas transversais (ciências médicas, das engenharias e de computação) aliados à vivência científica e procedimental da clínica médica podem melhorar, ainda mais, no que se refere ao estado da arte nesse terreno de descobertas para aprimorar seu uso efetivo. Citando, “Somente 17 das 100 publicações relevantes nos últimas décadas mostraram evidência adequada para que as medidas estudadas fossem formalmente consideradas para inclusão na avaliação clínica vocal” (ROY et al, 2013), o assunto torna-se mais motivador para todos os pesquisadores.

1.3 MOTIVAÇÃO

Do ponto de vista da fonética, a qualidade vocal está relacionada à frequência, à amplitude e à composição dos harmônicos da onda sonora produzida, bem como ao modo de vibração das pregas vocais, o tamanho e o formato do trato vocal, a tensão e o tônus das paredes faríngeas, podendo ser modificada por fatores anatômicos ou patológicos (FANT, 2004).

A criação de uma metodologia não invasiva (ao paciente), com bases científicas, para aumentar a precisão e os percentuais de diagnósticos acurado e objetivo dessas patologias mostra-se um caminho ainda promissor para apoio à prática médica.

1.4 OBJETIVOS DA PESQUISA

Nas seções seguintes, serão delineados os objetivos investigados.

1.4.1 OBJETIVO GERAL

Esta pesquisa objetivou realizar a classificação de sinais de voz, em patológicos e não patológicos, e a discriminação automática entre patologias com base no trato vocal (Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos primordialmente), fundamentou-se na análise não paramétrica (clássica, com descritores) e no emprego das metodologias de reconhecimento de padrões (classificadores por Redes Neurais Artificiais ou com Máquina de Vetores de Suporte) com redução de dados proporcionada pela Análise de Componentes Principais (ACP).

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Esta pesquisa representa uma contribuição para o estudo da discriminação entre as Patologias consideradas (alvo da pesquisa), cujos objetivos específicos a destacar são:

1. Organizar, com ajuda de especialistas da área de saúde, uma base de vozes confirmada (diagnosticada) relevante para pesquisas na área intra-patologias com suporte e evidências científicas para estudos subsequentes;

2. Oferecer evidências da avaliação conjugada de um conjunto de descritores acústicos ou de combinações desses (obtidos pela análise de componentes principais) para discriminação de grupos de patologias vocais para apoio ao diagnóstico dessas;
3. Propor técnicas que possibilitem automatizar o processo considerando-se análise estatística, inferência, com uso de recursos de inteligência artificial (aprendizagem de máquina e reconhecimento de padrões).

1.5 ABORDAGEM PROPOSTA

As perguntas que guiaram a construção do presente trabalho (denominado *VoiceClin*) são listadas a seguir e foram validadas a partir de análises estatísticas e de classificação por Aprendizagem de Máquina (Reconhecimento de Padrões), sendo essas:

- I. É possível separar vozes do tipo Normal das Patológicas consideradas a partir de características acústicas?
- II. É possível separar vozes do tipo Normal daquelas com Patologias individuais?
- III. É possível separar vozes dentro do grupo das Patológicas simultaneamente?
- IV. É possível separar vozes entre Patologias individuais tomadas aos pares? Seja um grupo qualquer, digamos $\{X, Y, Z\}$. Como se separam os casos da combinação derivada dessas tomadas 2 a 2. Então: XY, XZ, YZ.
- V. É possível separar vozes entre um grupo individual e seus Complementos? Por Complemento, leia-se o grupo formado pelas demais excluindo-se a patologia ou classe considerada.
- VI. Pode-se determinar eventualmente um conjunto de descritores em menor número e, desejável, que potencialize a separação dessas Patologias (do grupo Normal ou entre as patologias)?

A validação fundamentou suas análises por meio das técnicas reconhecimento de padrões com os classificadores baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA) e Máquina de Vetores de Suporte (SVM – *Support Vector Machine*) com vetor de características representativas do sinal selecionadas a partir da Análise de Componentes Principais (PCA – *Principal Component Analysis*).

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

No presente capítulo foi apresentada a contextualização da pesquisa juntamente com os seus objetivos.

No Capítulo 2, são apresentadas pesquisas recentes na área, bem como um quadro comparativo dessas pesquisas.

No Capítulo 3, é apresentada a fundamentação teórica adequada ao contexto da pesquisa. Assuntos discorridos: a) fisiologia da voz humana e a produção da fala b) as patologias consideradas em oposição à voz normal; c) técnicas para caracterização de sinais de voz por meio de descritores clássicos (*jitter*, *shimmer* e suas variações) que mais se adequam à discriminação entre vozes normais e vozes patológicas.

A metodologia, as variáveis e delineamento deste estudo são descritos no Capítulo 4.

No Capítulo 5, são apresentados os resultados desta pesquisa acompanhados de discussões pontuais. Ênfase será dada para as principais contribuições. Parte considerável dessas e análises foi consolidada, inclusive, o depósito das seções muito densas (de aspectos e de dados complementares) nos Apêndices. Ao final deste capítulo, resume-se os aspectos pontuais com apresentação de aspectos gerais na classificação das patologias.

No Capítulo 6, registra-se a conclusão (considerações finais, síntese das descobertas, contingenciamento do alcance das descobertas científicas e sugestões para trabalhos futuros).

Constam os seguintes apêndice(s):

- APÊNDICE A – Descrição da Base de Dados (KAY+ 2012): categorização dos sinais de voz (BEC, 2012) sobre a base KAY (MEEI);
- APÊNDICE B – Artigo Submetido (*Short paper*) e Aceito;
- APÊNDICE C – Análise Estatística (Testes de hipótese, diferenças entre as medianas dos grupos e Limiares);
- APÊNDICE D – Classificação (pareadas e após REARRANJO);
- APÊNDICE E – Análise Exploratória e Perfil dos Dados.

CAPÍTULO 2 – PESQUISAS RELACIONADAS

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, são apresentados um breve histórico, trabalhos correlatos recentes e questões de pesquisa na área de Processamento Digital de Sinais aplicados ao estudo de patologias da voz.

2.2 BREVE HISTÓRICO

Processamento Digital de Sinais tem sido um campo dinâmico e de constante desenvolvimento por mais de setenta anos. Os sistemas mais antigos para este tipo de processamento eram analógicos. Esses incluíam, por exemplo, um *Voder* (*voice demonstration recorder*), para síntese de fala por controle manual (RABINER, 2011).

Na década de 1970, já era sentida a necessidade de encontrar formas objetivas para realizar detecção precoce de patologias da laringe. Davis (1979) verificou que os métodos utilizando análise acústica da voz são mais objetivos do que os métodos auditivos na avaliação terapêutica da voz. A proposta de Davis consistia em utilizar um computador digital para calcular a filtragem inversa do sinal de voz para avaliar precocemente casos de patologia e monitorar o progresso durante terapia da voz.

Considerado 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 (BRANDT, 2012). Lieberman (1961) estudou as perturbações da frequência fundamental da voz. De acordo com Manfredi (2000), Lieberman foi o primeiro a propor uma característica acústica para utilização na análise da voz patológica.

Os graus de confiabilidade e eficiência de um processo de discriminação de vozes patológicas dependem muito de quais características ou parâmetros são utilizados pelo classificador escolhido. A questão fundamental é saber *o quanto uma determinada medida do sinal representa bem as variações impostas pela*

patologia (AGUIAR NETO et al., 2007a; AGUIAR NETO et al., 2007b; COSTA et al, 2008a; COSTA et al, 2008b).

2.3 O ESTADO DA ARTE

O interesse pela análise acústica na avaliação da qualidade vocal tem crescido muito nos últimos anos porém ainda há muitas perspectivas por se realizar. Além disso, essa técnica pode ser utilizada para a determinação objetiva de alterações da função vocal, avaliações de cirurgias, tratamentos farmacológicos e de reabilitação (GODINO-LLORENTE et al., 2006).

Costa (2008) avaliou a separação entre vozes do tipo Normal e vozes Patológicas e, num segundo momento, entre Normal e Edema e Outras Patologias da base (KAY, 1994). Ao combinar as características usadas (coeficientes por predição linear cepstral, cepstral, mel-cepstral, etc) por meio de abordagens para aprendizagem de máquina por Quantizador Vetorial (QV) e Modelos de Markov Escondidos (HMM), Para tanto, obteve – na média de acurácia, desempenho superior a 92% (notadamente, Normal X Edema). Apesar de não ter havido eficiência para Edema contra Outras (Nódulos, Cistos e Paralisia), essa tese apresentou estratégias para comparação e discussões dos descritores entre si.

Fonseca e Pereira (2009) obtiveram: a) separação entre vozes normais e patológicas e b) entre nódulos e edemas, com ausência de validação cruzada. Ambos com acurácia média de cerca de 85% utilizando Máquina de Vetores de Suporte. Nessa pesquisa, a base usada foi criada por meio de 60 falantes da vogal sustentada \a\ (30 Normais e 30 com Patologias) – homens e mulheres, e idade de 4 a 72 anos.

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 (BEBER, 2010) e por (TEIXEIRA et al., 2011).

Marinus (2011) avaliou a separação entre a) vozes do tipo Normal contra vozes Patológicas e b) entre esse para Edema e Outras Patologias da base (KAY, 1994). Ao combinar as características usadas (coeficientes por predição linear

cepstral LPC, cepstral, mel-cepstral) por meio de abordagens: a) Pré-ênfase (do pré- processamento) com ou sem pré-ênfase; b) para aprendizagem de máquina por Quantizador Vetorial (QV), RN MLP e modelos de misturas de gaussianas (GMM). Para tanto, obteve – na média de acurácia, desempenho superior a 94,47% (notadamente, Normal X Edema, com RN-MLP). Para “Edema contra Outras”, obteve 82,05% de acurácia usando QV.

Brandt (2012) avaliou a separação entre vozes dos grupos com tipo Normal e para as vozes consideradas Patológicas – segmentada por identidade de gênero (caso I). Em um segundo momento (caso II) entre “Normal” e “Edema, Nódulos e Paralisia”. Ao combinar as características em vetores híbridos de descritores paramétricos (LPC e cepstral) e não-paramétricos (ShdB, APQ, Jita, PPQ, RAP, sAPQ, NHR e Shim), validou-os por meio de árvore de decisão binária, RN MLP e Máquina de vetores de suporte (SVM). O desempenho, para o caso I, apresentou acurácia de 94,6% (vozes femininas) e 87,3% (vozes masculina). No II, apresentou acurácia de 73,5% (vozes femininas) e 62,5% (vozes masculina).

2.4 ENFOQUE DO TRABALHO

Os pesquisadores ainda não chegaram a um consenso com relação às características acústicas ou aos parâmetros mais adequados para a modelagem acústica de alguma patologia específica, deixando o campo aberto a novas pesquisas no âmbito da análise acústica (BRANDT, 2012).

ROY et al. (2013) realizou uma extensa revisão sistêmica para se identificar *o tipo de evidência que existe para apoiar o uso de medidas de voz na avaliação dos pacientes com disfonia*. Seguem-se transcritos a dimensão e natureza desse escopo considerado:

O centro de prática baseada em evidência nos distúrbios da comunicação humana da ASHA fez uma ampla busca em 29 bases de dados e selecionou os artigos publicados em inglês de janeiro de 1930 a abril de 2009 que incluíam palavras chaves relacionadas a medidas objetivas e subjetivas, distúrbios vocal e acurácia diagnosticada. As publicações identificadas foram analisadas sistematicamente por um comitê apontado pela ASHA empregando um sistema de graduação para avaliação crítica da evidência diagnosticada. Cem publicações preencheram os critérios. A maioria dos estudos investigou medidas acústica (60%) e teve

como foco avaliar o quão bem um determinado teste identificava a presença ou ausência de um distúrbio vocal (78%).

Esse estudo obteve como considerações finais (tradução livre por BEHLAU):

1. *Somente 17 das 100 publicações puderam ser alocadas em 1 ou mais dos 5 níveis de evidência, mostrando que há um rigor variável no desenho do experimento, análise, interpretação e consideração para acurácia diagnosticada e importância clínica.*
2. *A minoria dos estudos, 8 de 17, mostraram que as medidas acústica, de modo isolado, podem determinar com elevada acurácia a presença ou ausência de uma distúrbio vocal; outro estudo mostrou que a análise acústica espectral pode, potencialmente, detectar a natureza de um distúrbio, especificamente tratando-se de hiperfunção vocal ou disfonia espasmódica.*
3. *Estudos adicionais mostraram que alocar a avaliação perceptiva com medidas acústicas aumenta a acurácia para se determinar a presença ou ausência da disfonia e a extensão (grau de intensidade) dos distúrbios vocais em um nível maior do que usar um dessas abordagens de modo isolado.*
4. *Há diversos problemas de desenho no experimento como, seleção com vieses ou limitação no número de sujeitos, uso de juízes não cegos, falta de controles, confiabilidade de métodos retrospectivos, falta de dados sobre a extensão do distúrbio e falta de detalhes importantes.*

Observa-se particularmente a relevância do tema abordado e do rigor necessário para os profissionais envolvidos. Ressalto ainda que: a) a parceria entre as áreas correlatas (ciências médicas, de engenharia e da ciência da computação) requer mais comprometimentos de cada parte diante da natural zona de conforto científica de cada área e b) retomada das bases científicas nas análises, testes e confirmações clínicas.

LEE et al. (2013) investigou e obteve uma redução do erro médio de classificação por cerca de 17% ao se combinar características da natureza do trato vocal (formantes) e outras associadas.

Estão sintetizadas no Quadro 2.1, as pesquisas recentes na área de caracterização de vozes patológicas, listadas com seus autores, objetivos, os parâmetros utilizados, a metodologia utilizada e o desempenho alcançado.

Conforme exposto no quadro seguinte, as pesquisas proporcionaram a obtenção de ótimo desempenho na separação entre vozes do tipo Normal e as Patológicas (acurácia em torno de 100%). O mesmo pode ser observado na discriminação de algumas patologias. Entretanto, ainda se constitui um desafio de pesquisa a discriminação automatizada de um número maior de patologias específicas.

Nesse contexto, o presente trabalho apresentou resultados da análise acústica de sinais de voz úteis na discriminação de vozes patológicas {Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos} – com acurácia de 100% para a maioria e de cerca de 92% de Nódulo e Reinke, incluindo também uma análise combinada de descritores com ganhos da redução dos dados da análise de componentes principais.

Quadro 2.1 – Quadro comparativo de pesquisas correlatas.

#	REF	Objetivo	Características	Base	Metodologia	Desempenho
1	ROY et al., 2013	Determinar o tipo de evidencia que existe para apoiar o uso de medidas de voz na avaliação dos pacientes com disfonia.	Estudo realizado por especialistas médicos e cientistas sobre a efetividade dos estudos e guiar um referencial técnico nessa área de pesquisa. Palavras chaves relacionadas a medidas objetivos e subjetivas, distúrbios vocal e acurácia diagnosticada.	Centenas de artigos de 29 bases de dados, todos em inglês, datados de janeiro/1930 à abril /2009.	Revisão Sistemática em centenas de artigos na área e eleição com ranqueamento dos mais pertinentes aos critérios definidos de evidência clínica desses. Após análises acuradas e crivo dos especialistas, os 100 artigos passaram para a fase de identificação de evidências.	De todos os considerados “melhores”, apenas 17 % foram considerados úteis para os critérios e propósitos analisados.
2	LEE et al., 2013	Comparar efetividade de mensurações para classificação (Normal X Patológicas) com a informação presente do trato vocal.	Estudo considerou características relacionadas ao trato vocal em conjunto com as relacionadas na classificação de patologias.	Samsung Medical Center, Seoul, Korea. Fonação da vogal /a/, e leitura de passagem de texto em Coreano, composta por 472 vozes com Pólipo (232 do gênero F.eminino, 240 do M.asculino), 195 Paralisia unilateral na prega vocal (106 F., 89 M.), e 223 Normal (99 F., 124 M.) indivíduos. Idades variando de 20 a 51 anos.	Investigou-se de formas isoladas as classificações e, em seguida, comparou-as. Análise estatística e SVM.	Características do trato vocal foram úteis para discriminar (Nr X AIIP) e – em conjunto – a combinação proposta reduziu em 17% a taxa de erro relativa.
3	MARINUS, 2010	Discriminar entre a)	Coeficientes por predição linear LPC, cepstral e	Normais (53) + Edemas (43) +	Quantizador Vetorial (QV), Redes Neurais (MLP) e	Normal X Patologias: 94,74 % (melhor

#	REF	Objetivo	Características	Base	Metodologia	Desempenho
		vozes normais e patológicas	mel-cepstral.	Nódulos (15) + Paralisia (46) = 157 vozes	Modelos de Misturas de Gaussianas (GMM)	resultado) e Edema X Outras: 82,05 % (melhor)
4	COSTA, 2008	Discriminar entre Vozes de I. Normal x Edema II. Edema x Outras Patologias	Coefficientes por predição linear LPC, cepstral, mel-cepstral e delta-cepstral.	Normal: 53 Edema (44) + Outras (23) = 67 vozes. Total:120 Outras: Cisto, Paralisia e Nódulos	QV + Modelos de Markov Escondidos (HMM)	Maioria dos casos, acurácia maior que 95%. Melhores casos (Para caso I):
5	FONSECA e PEREIRA, 2009	Discriminar entre vozes com Edema e Nódulos	jitter, extraído de sub-bandas de coeficientes wavelet.	30 pacientes saudáveis; 25 casos de nódulos; 16 casos de edema. Base construída na pesquisa. Classificação com maquinas de vetor de suporte.	Jitter, extraído de sub-bandas de coeficientes wavelet. OBS: ausência de validação cruzada.	Acurácia da classificação: saudável x patologias: 88,2%; saudável x edema: 85,3%; saudável x nódulos: 90%; edema x nódulos – 82,4%.
6	BRANDT, 2012	Discriminar entre vozes normais e patológicas (segmentadas por identidade de Gênero)	I. Não paramétricas: <i>Shimmer</i> em dB (ShdB), quociente de Perturbação da amplitude (APQ), Jitter absoluto (Jita) quociente de perturbação do período (PPQ), razão ruído-harmônico (NHR), <i>Shimmer</i> relativo (Shim),	Normais (53) + Edema (43) Nódulos (15) + Paralisia (46) = 157 vozes.	Árvore Binária de Decisão (<i>TREE</i>), MLP e SVM.	Normais X Patológicas: 87,3% (vozes femininas) e de 94,6% (masculinas) Edema X Paralisia: 62,5% (vozes femininas) 73,5% (masculinas).

#	REF	Objetivo	Características	Base	Metodologia	Desempenho
			Quociente de Perturbação da Amplitude suavizado (sAPQ), <i>Jitter</i> relativo (jitt) e a perturbação relativa média (RAP). II. Paramétricas: vetores de LPC e outros de coeficientes cepstrais			

Nesta pesquisa, a estratégia de encadear duplamente as separações (ex. Normal e Patologia X) e, em seguida, associar para os grupos das demais patologias e dentre os grupos com patologias foi mantida.

O aprimoramento realizado por (LEE et al., 2013) com a introdução de características providas por conhecimento do trato vocal mostrou-se relevante para melhorar a acurácia reduzindo-se a taxa de erros.

As questões de qualidade e rigor de (ROY et al., 2013) apresentadas serviram de inspiração para aumentar a criticidade dos grupos e análises estatísticas e de validação dos resultados aqui expostos. Essas estão bem relacionadas ao escopo de “ameaças” a generalização de experimentos no campo científico e sugerem apropriados usos nas considerações de aplicabilidade e extensão dessas mesmas descobertas para o conhecimento científico da humanidade.

A ênfase exploratória de investigação dos grupos de patologias *versus* seus descritores por meio da inferência estatística – inspiração preliminar base na pesquisa – seguida da interconexão com as técnicas recentes de redução de dimensionalidade e seleção de variáveis (Análise de Componentes Principais) ao lado de classificadores (Redes Neurais Artificiais e Máquinas de Vetores de Suporte) forneceram um arcabouço fértil e diferenciado à pesquisa.

2.5 DISCUSSÃO

Antes do uso de sistemas de áudio digitais (cabines acústicas, gravadores e microfones profissionais) e aplicativos, as patologias da voz eram diagnosticadas exclusivamente por um especialista da voz “experiente”, e, eram geralmente complementados usando-se métodos invasivos ou caros. Após disseminação e acurácia desses, métodos não invasivos passaram a ser também considerados. Diversas técnicas têm sido propostas para a classificação de vozes em Normais ou Patológicas. No entanto, ainda há uma lacuna para evidências científicas também validadas nos campo médico e clínico, conforme espera-se por profissionais diante da afirmação “há uma necessidade clemente de pesquisa de alta qualidade que seja capaz de produzir uma evidência suficiente para que seja recomendada como método de avaliação clínica padrão” (ROY et al., 2013).

CAPÍTULO 3 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, são apresentados contextualizações dos domínios interdisciplinares (ciências médicas, engenharias e computação): produção da voz e de seus problemas, fundamentos de análise acústica para a tarefa da identificação digital de patologias vocais e a descrição de descritores utilizados, referenciais de limiares já de conhecimento científico e elementos de aprendizagem de máquina (reconhecimento de padrões e técnicas de aprendizagem simulada por classificadores e técnicas de seleção de variáveis e de redução de complexidade) relevantes ao contexto da pesquisa.

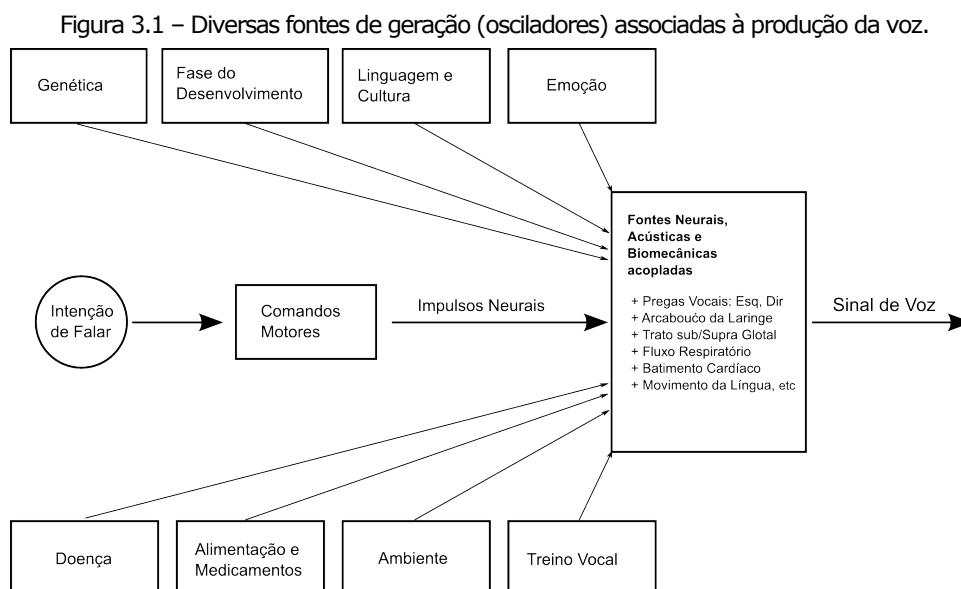
3.2 PRODUÇÃO DA FALA

Há vários sistemas relacionados com a produção da voz, sendo esses: Laringe, faringe, língua, palato, lábios e as estruturas relacionadas (pulmão, pregas ou pregas vocais, etc.).

O processo da Produção da voz pode ser descrito da forma a seguir (Figura 3.1).

1. A mente formula a mensagem antes de transmiti-la pela fala;
2. Transmissão dos estímulos neuromotores;
3. Emissão do Som.

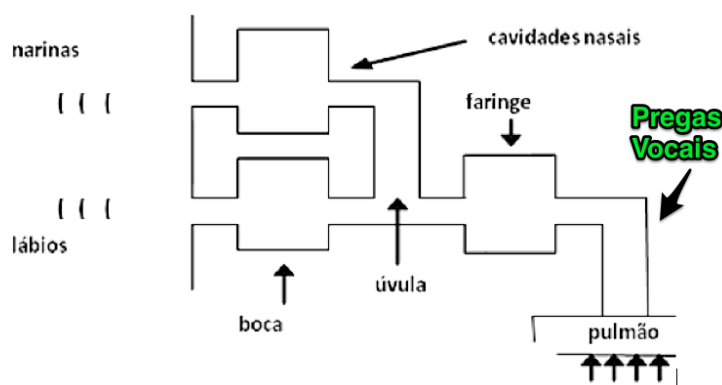
“A produção da voz pode ser pensada como a ativação de um sistema completo de osciladores associados. A intenção da vocalização ativa comandos motores que são responsáveis pelos estímulos neurais (*input*) de uma série de outros biomecânicos, neurais e acústicos osciladores.” Retângulo maior da Figura 3.1 (TITZE, 2008).



Fonte: (TITZE, 1994)

Uma simplificação desse modelo é o da filtragem acústica (Figura 3.2). O filtro principal corresponde ao trato vocal e ao trato nasal, cuja fonte de excitação é um sinal que simula o efeito do ar proveniente dos pulmões. O trato vocal começa na abertura entre as pregas vocais e termina nos lábios. O comprimento médio do trato vocal em homens, mulheres e crianças é cerca de 17 cm, 14 cm e 10 cm, respectivamente. Ao longo do trato vocal, a área da seção transversal pode variar de 0 cm² (completamente fechado) a até 20 cm². O trato nasal começa na úvula e termina nas narinas, sendo o seu comprimento médio de 12 cm em um homem adulto. Quando a úvula é abaixada, o trato nasal é acusticamente acoplado ao trato vocal para produzir sons nasais. Quando a úvula encontra-se levantada, a ligação fica completamente fechada e o fluxo de ar atravessa apenas o trato vocal. O sistema de filtragem acústica descrito apresenta uma impedância de radiação. Esta impedância representa o efeito dos lábios na produção da voz (RABINER; SCHAFER, 1978; FECHINE, 2000; MAIA, 2010).

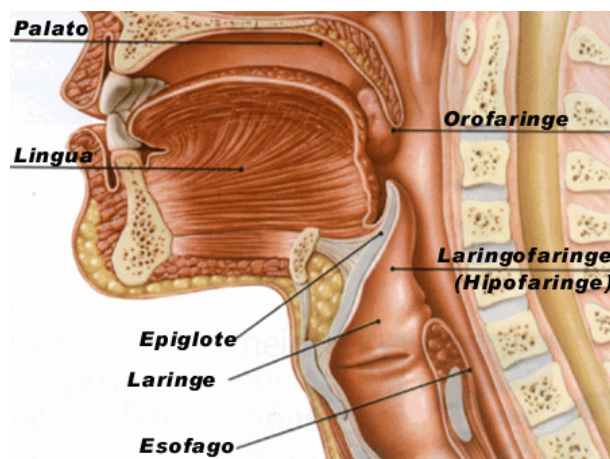
Figura 3.2 – Modelo acústico do aparelho fonador.



Fonte: Adaptação de (DIAS, 2006).

Os modelos apresentados mapeiam estruturas e o funcionamento conjugado de sistemas respiratórios e da fala. A Figura 3.3 mostra a anatomia da garganta e a localização da laringe.

Figura 3.3 – Visão do aparelho fonador.



Fonte: Adaptação de (DIAS, 2006).

Os sintomas principais da patologia da laringe são provocados, prioritariamente, por mudanças na frequência fundamental, na intensidade da voz, ou na qualidade da voz (DAVIS, 1979). A análise acústica tem ganhado força na discriminação de vozes patológicas, ou patologias na laringe, nos últimos anos, principalmente por utilizar métodos não invasivos e por fornecer dados quantitativos para serem utilizados em avaliações objetivas (menos subjetivas).

Diante do exposto, a seguir são apresentados - em linhas gerais - o processo de produção da fala e falhas (disfonias ou patologias da laringe) tratadas no trabalho ora apresentado, a análise acústica e seus descritores e, por fim, aprendizagem de máquina voltada ao reconhecimento de padrões e à modelagem de classificadores.

3.3 DISFONIAS

A disfonia é um sintoma relacionado a toda e qualquer dificuldade na emissão vocal que impeça a produção natural da voz (BEHLAU, PONTES, 2001). Também são associadas as patologias laríngeas.

Um distúrbio vocal frequentemente possui como origem múltiplos fatores, desde causas orgânicas, do tipo neurológica, lesional (paralisia ou tumores) ou estruturais, funcionais por mal uso vocal, ou até mesmo fatores psicogênicos. Sabe-se que não há somente um fator determinante para justificar uma disfonia, principalmente no caso de base funcional. O distúrbio vocal pode decorrer de uma série de fatores causais, tendo cada um destes seu papel de contribuição para a disfonia. O fonoaudiólogo, em sua avaliação, deve considerar e analisar cada fator.

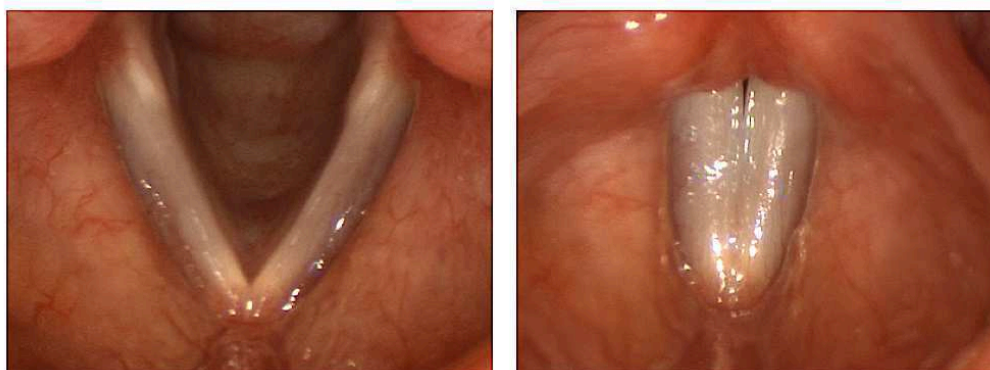
De maneira geral, a avaliação vocal visa compreender melhor a dinâmica psicossocial da voz de uma pessoa e suas possíveis disfunções e conhecer a multifatoriedade causal que levou ao seu surgimento.

Várias são as propostas de classificação das disfonias, doravante denominadas de Patologias. A classificação mais utilizada, entre os profissionais de saúde, considera os fatores de base, sendo: disfonia funcional, organofuncional e orgânica (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001, BEHLAU, PONTES, GONÇALVES, 1994).

A disfonia organofuncional decorre de uma disfonia funcional diagnosticada tardiamente a qual evoluiu para lesão orgânica secundária (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001, BEHLAU, PONTES, GONÇALVES, 1994).

Nas seções seguintes, são apresentadas as Patologias abordadas nesta pesquisa. Na Figura 3.4, vê-se a posição da laringe na garganta e sua estrutura morfológica sadia.

Figura 3.4 – Visão das pregas vocais sadias (esq.: abdução) e (dir.: adução).



Fonte: (SULICA, 2014).

3.3.1 PARALISIA

A paralisia (Figura 3.5) das pregas vocais é a incapacidade de mover os músculos que controlam as pregas vocais.

Figura 3.5 – Paralisia nas pregas vocais.



Fonte: (SULICA, 2014).

As dobras (ou pregas) vocais movimentam-se pela ação dos músculos laríngeos, controlados pelo nervo laríngeo recorrente ou nervo vago. A paralisia de prega vocal ocorre quando uma ou as duas pregas vocais, por alguma agressão ao nervo vago, encontram-se sem mobilidade (VOZ, 2012).

Tem tratamentos à base de fonoterapia ou intervenção cirúrgica (VOZ, 2012).

3.3.2 EDEMA

Os edemas, Figura 3.6, relacionam-se com o uso da voz. Normalmente são localizados e agudos.

Figura 3.6 – Edema nas pregas vocais.



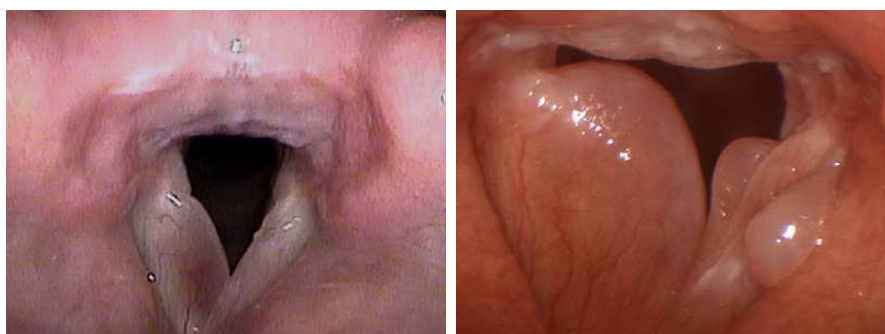
Fonte: (SULICA, 2014).

O tratamento pode ser medicamentoso ou por meio de repouso vocal.

3.3.3 EDEMA DE REINKE

Os edemas generalizados e bilaterais representam a laringite crônica, denominada Edema de Reinke (Figura 3.7). É encontrada em pessoas expostas a fatores irritantes externos, especialmente o tabagismo (fumo) e o elitismo, sendo este o mais importante fator associado ao uso excessivo e abusivo da voz.

Figura 3.7 – Edema de Reinke nas pregas vocais.



Fonte: (SULICA, 2014).

O edema de Reinke é uma lesão crônica difusa, de coloração rosada, caracterizada por acúmulo de fluido em parte ou em toda a extensão das dobras (ou pregas) vocais (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001).

Sua ocorrência é semelhante entre os sexos, sendo os principais agentes etiológicos o uso intensivo da voz e o tabagismo. Porém, a população feminina procura, mais frequentemente, auxílio especializado, pois a qualidade vocal torna-se virilizada, chegando a ser confundida com a voz masculina, principalmente ao telefone. Edema de Reinke inicial e moderado geralmente são reabsorvidos com fonoterapia, alteração do comportamento vocal e abandono do tabagismo. Casos mais graves demandam fonoterapia (pré e pós-cirúrgica) e cirurgia (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001).

3.3.4 NÓDULO OU NÓDULOS DE PREGAS VOCAIS

O nódulo vocal, Figura 3.8, é definido como lesão de massa (tecido edematoso e/ou fibras colágenas), benigna, bilateral, de característica esbranquiçada ou levemente avermelhada, decorrente essencialmente do comportamento vocal inadequado e abusivo (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001, BEHLAU, PONTES, GONÇALVES, 1994).

Caracterizam-se por espessamento da borda livre de ambas as pregas vocais, na região da junção de seu terço anterior com o terço médio. Nesse local ocorre a maior amplitude de vibração (TRATADO DE OTORRINO, 2011).

Sua reabsorção depende de seu tipo, tamanho, da qualidade da reabilitação vocal administrada, da dedicação do indivíduo aos exercícios propostos e das modificações do comportamento vocal sugeridas (BEHLAU, PONTES, 1989, BEHLAU, 2001).

Figura 3.8 – Nódulos nas pregas vocais.



Fonte: (SULICA, 2014).

O nódulo é mais comum no sexo feminino. Tal prevalência deve-se a menor quantidade de ácido hialurônico no tecido conjuntivo desse gênero, levando a menor resistência dos tecidos laríngeos às agressões vocais (BEHLAU, PONTES, 1989, BEHLAU, 2001):

Os nódulos resultam de: fatores anatômicos predisponentes (fendas triangulares), personalidade (ansiedade, agressividade, perfeccionismo) e do comportamento vocal inadequado (uso excessivo e abusivo da voz) (VOZ, 2012).

O tratamento dos nódulos é fototerápico. A indicação cirúrgica, todavia, pode ser feita quando esses apresentam característica esbranquiçada, dura e fibrosada, ou ainda quando existe dúvida diagnóstica. (VOZ, 2012).

3.3.5 PÓLIPO

O pólipos é definido como lesão de massa geralmente unilateral, de configuração exofílica, de coloração e tamanhos variados. É decorrente de traumatismos mais profundos nos tecidos das pregas vocais. Tais traumatismos podem ser

fonatórios ou não. (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001, BEHLAU, PONTES, GONÇALVES, 1994).

Figura 3.9 – Pólipos nas pregas vocais.



Fonte: (SULICA, 2014).

Outros processos irritativos como aspiração de substâncias químicas agressivas, refluxo gastroesofágico e atividades respiratórias intensas (como esforço para tocar instrumentos de sopro) podem também se associar com o surgimento do pólipo (BEHLAU, 2001).

Ao contrário do nódulo, o pólipo é mais frequente na população masculina (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001). Autores acreditam que o gesto fonatório no sexo masculino de gritar é caracterizado por compressão elevada das dobras (ou pregas) vocais e favorece o aparecimento do pólipo após o evento traumático (BEHLAU, PONTES, 1992, BEHLAU, 2001).

Outra diferença entre o nódulo e o pólipo relaciona-se ao tratamento. Enquanto o nódulo, é em sua grande maioria, reabsorvido com fonoterapia e mudança de comportamento, o pólipo é de tratamento cirúrgico (BEHLAU, 2001, BEHLAU, PONTES, GONÇALVES, 1994).

Os pólipos são inflamações decorrentes de traumas em camadas mais profundas da lâmina própria da laringe, de aparência vascularizada. O tratamento é cirúrgico. A voz típica é rouca (Voz, 2012).

As causas podem ser: abuso da voz ou agentes irritantes, alergias, infecções agudas etc. (Voz, 2012).

3.4 ANÁLISE ACÚSTICA E A CARACTERIZAÇÃO DE SINAIS DE VOZ

Nas seções que se seguem, são apresentados a Análise Acústica e os Descritores que a representam.

3.4.1 ANÁLISE ACÚSTICA

Define-se Análise Acústica como o processamento digital de algum parâmetro ligado à voz ou fala.

Seus estudos datam da década de 70 ao se levantar as primeiras pesquisas dispostas a fazer referências a medidas extraídas da voz. A análise acústica é uma ferramenta importante pois permite traçar estimativas do processo de produção sonora sem a necessidade de adoção de técnicas invasivas ao aparelho fonador. Desta forma, o profissional se situa na interface entre a produção e a percepção vocal.

Nas novas perspectivas sobre as possibilidades da análise acústica, pode-se compreender que os sinais acústicos correspondentes a emissões de fala de sujeitos disfônicos passaram a ser analisados em função do grau de alteração ou perturbação do sinal.

Profissionais da voz fazem o uso da técnica de análise acústica para a realização de terapia vocal em pessoas com problemas na fala. Segundo (GODINO-LLORENTE et al., 2006), “É uma técnica de custo relativamente baixo quando comparada aos exames usuais que precisam de fontes de luz especiais, instrumentos endoscópicos, e equipamentos de vídeo câmeras especializados”.

Ao relacionar-se com a extração de características, na avaliação acústica da voz percebe-se que patologias vocais afetam na produção de sons em que mudanças elásticas nas pregas vocais causariam mudanças em seu movimento vibratório, resultando em uma irregularidade nesse processo. (GODINO-LLORENTE et al., 2006)

3.4.2 DESCRITORES ACÚSTICOS (DESC)

Esta seção trata da caracterização de sinais de voz utilizando características acústicas – doravante, denominadas de *Descritores Acústicos*, os quais foram

escolhidos para se analisar os efeitos na discriminação da Anormalidade e entre Patologias.

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

- Perturbações na amplitude;
- Perturbações em frequência.

As características obtidas a partir da perturbação de amplitude incluem: Quociente de Perturbação da Amplitude (APQ), *Shimmer* em dB (ShdB), *Shimmer* percentual (Shim), Coeficiente de Variação da Amplitude de Pico (vAm) e Índice de Fonação Suave (SPI).

As características obtidas a partir da perturbação na frequência do sinal de voz incluem – dentre outros: *Jitter* absoluto (Jita), *Jitter* percentual (Jitt).

Nas seções seguintes, parte dos descritores relevantes ao contexto da pesquisa será detalhada e os demais descritos.

3.4.2.1 DESCRITORES ¹

3.4.2.2 SHIMMER (PERTURBAÇÃO EM AMPLITUDE)

3.4.2.2.1 ShdB (*Shimmer*, dB)

Descreve a *variabilidade entre período-a-período* sobre a *variação pico-a-pico de Amplitude* da voz analisada. Unidade /dB/.

O ShdB é calculado a partir dos dados de amplitude, pico-a-pico, do sinal de voz, como

$$ShdB = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} \left| 20 \log \left(A^{(i+1)} / A^{(i)} \right) \right|, \quad (3.1)$$

¹ Fonte: Anais de VI Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte e Nordeste de Educação Tecnológica Natal-RN -2011
http://www2.ifrn.edu.br/connepi/public_html/engenharia-iv.pdf.

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

É uma média absoluta do logaritmo na base-10 das diferenças de amplitudes de períodos consecutivos, multiplicado por 20. O valor de 0,35 dB para este descritor é usado como limiar para indicar patologia.²

3.4.2.2.2 Shim (*shimmer* local)

Descreve a variabilidade de pico-a-pico de Amplitude da voz analisada e representa a variabilidade relativa período-a-período (termo mais curto) desta. Unidade /%/.

Shim é calculado a partir dos dados de amplitude pico-a-pico do sinal de voz, como:

$$Shim = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |A^{(i)} - A^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}} \quad (3.2)$$

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

É uma média absoluta da diferença entre amplitudes de períodos consecutivos, dividido pela amplitude média. O valor de 3,81% para este descritor é usado como limiar para indicar a ocorrência de algum distúrbio vocal.

3.4.2.3 JITTER (PERTURBAÇÃO DA FREQUÊNCIA FUNDAMENTAL)

3.4.2.3.1 Jita (local, 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 voz são excluídos. Jita é calculado a partir dos valores de *pitch* extraídos, do sinal de voz, como:

$$Jita = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_o^{(i)} - T_o^{(i+1)}|, \quad (3.3)$$

em que $T_o^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ - período de *pitch* extraído e $N = PER$ - Número de períodos de *pitch* extraídos.

² Fonte: PRAAT (*voice manual*). Disponível em <http://www.fon.hum.uva.nl/praat/manual/Voice.html>. Acessado em 6/6/2014.

Este descritor acústico fornece uma avaliação da variabilidade de período-a-período em microssegundos do período de amplitude (*pitch*) com a amostra de voz analisada. Unidade $/\mu s/$.

É uma diferença média absoluta entre períodos consecutivos. O valor de $83,20 \mu s$ para este descritor é usado como limiar para indicar a ocorrência de algum distúrbio vocal. Este parâmetro relaciona-se com o Jitt.

3.4.2.3.2 Jitt (Jitter local)

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:

$$Jitt = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_o^{(i)} - T_o^{(i+1)}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_o^{(i)}} \quad (3.4)$$

em que $T_o^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ – período de *pitch* extraído, $N = PER$ – Número de períodos de *pitch* extraídos.

É diferença média absoluta entre períodos consecutivos, dividido pelo período médio. O valor de 1,04% para este descritor é usado como limiar para indicar patologia. Este parâmetro relaciona-se com o Jita.

3.4.2.4 APQ (QUOCIENTE DA PERTURBAÇÃO EM AMPLITUDE)

O Quociente de Perturbação da Amplitude (*Amplitude Perturbation Quotient* – APQ) é uma característica relativa (em porcentagem) obtida a partir da variabilidade, período a período, da amplitude pico-a-pico do sinal de voz analisado com uma suavização de 11 períodos. Por isso, também é identificado por *apq11*. Os intervalos de pausa da voz³ são excluídos. Este descritor dá uma avaliação percentual da variabilidade pico-a-pico da Amplitude da amostra de voz analisada com fator de suavização (*smoothing*) de 11 períodos. Unidade $/\%/$.

³ Pausa da voz: Intervalos relacionados à irregularidade da emissão, a áreas da amostra não-harmônicas ou à interrupção da produção vocal.

O APQ é calculado a partir dos dados de amplitude pico-a-pico do sinal de voz, como:

$$APQ = \frac{\frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \left| \frac{1}{5} \sum_{r=0}^4 A^{i+r} - A^{i+2} \right|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A^{(i)}}, \quad (3.5)$$

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

É a diferença absoluta média entre a *amplitude de um período* e a *média das amplitudes* (da considerada com as dez mais próximas vizinhas), dividida pela *amplitude média*. O valor de 3,07% para este descritor é usado como limiar para indicar a ocorrência de algum distúrbio vocal.

Pode ser extensível mudando-se o fator de suavização. Por exemplo, para apq5 calcula-se análogo da forma anterior só que utilizando a amplitude e dividindo por 4 vizinhas mais próximas. Para apq3, análogo dividido pelas 2 vizinhas mais próximas, etc.

3.4.2.5 VAM (VARIAÇÃO DA AMPLITUDE DE PICO)

É a razão entre os desvios padrão *da amplitude período-a-período* sobre *os mesmos tomados pico-a-pico*. Reflete a variação das amplitudes de maior duração (*long term*) presentes na voz analisada.

3.4.2.6 SPI (ÍNDICE DE FONAÇÃO SUAVE)

É uma razão média entre a *energia do harmônico de mais baixa frequência* (70 Hz–1600 Hz) e a *frequência* correspondente mais alta (1600 Hz–4500 Hz).

Um valor elevado de SPI pode ser uma indicação de incompleta ou perda da pressão glótica das dobras (ou pregas) vocais durante a fonação. Por sua definição, esta variável é muito sensível à estrutura formante da vogal sustentada (aquelas com mais baixos valores de altas frequências terão elevados valores de SPI).

3.4.3 DEMAIS DESCRITORES

A seguir, os descritores restantes serão definidos (ordem alfabética). Mais detalhes, ver ANEXO A.

1. DSH (Grau de Componentes Sub-Harmônicos) – Expresso em /%/ , estima a avaliação relativa dos componentes sub-harmônicos sobre F_0 na amostra analisada;
2. DUV (Grau de Soronidade) – Expresso em /%/ , estima a avaliação relativa de segmentos não harmônicos ou não sonoros na amostra analisada (onde F_0 não pode ser detectada!);
3. DVB (Grau de Pausas na Voz) – Expresso em /%/ , é a fração entre o total dos segmentos onde ocorrem pausa sobre o tempo total da amostra;
4. Fhi (Frequência Fundamental Mais Alta) – É a frequência também em /Hz/. Trata-se da mais alta encontrada. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
5. Flo (Frequência Fundamental Mais Baixa) – É a frequência também em /Hz/. Trata-se da mais baixa encontrada. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
6. F_0 (Frequência Fundamental Média) – É a frequência fundamental em /Hz/. Trata-se da Média dos valores de todos os valores extraídos, de período a período, dos valores da frequência fundamental. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas.
7. NHR (Razão Harmônico Ruído) – Adimensional, é a razão média da energia espectral in-harmônica do intervalo de 1500-4500 Hz pela energia espectral harmônica do intervalo de 70-4500 Hz. É uma boa medida do ruído presente ao sinal;
8. NSH (Número de Segmentos Sub-Harmônicos) – Número de segmentos auto correlacionados onde o pitch foi encontrado como sub-harmônico de F_0 ;
9. NUV (Número de Segmentos Sonoros) – Detectado durante a análise de auto correlação;
10. NVB (Número de Pausas na Voz) – Número de ocorrências em que o período fundamental foi interrompido durante a amostra analisada (medida do primeiro período detectado até o último período);

- 11.PER (Número de Períodos de *Pitch*) – Descoberto durante a análise da amostra;
- 12.PFR (Intervalo fonatório da Frequência Fundamental) – Expresso em /semitons/, é o intervalo entre F_0 e F_{hi} ;
- 13.PPQ (Quociente da Perturbação do Período de Pitch) – Expresso em /%/, apresenta a avaliação relativa da variabilidade do pitch, período-a-período, sobre a amostra analisada com um fator de suavização de 3 períodos. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
- 14.RAP (Perturbação Média Relativa) – Expresso em /%/, é a relativa variabilidade de período-a-período do pitch sobre o valor da amostra analisada com um fator de suavização de três períodos. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
- 15.sAPQ (Quociente suavizado da Perturbação em Amplitude) – Expresso em /%/, é a avaliação relativa de longa duração da variabilidade de pico-a-pico da amplitude sobre a voz analisada com um fator de suavização de valor igual a 55 períodos (valor padrão). As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
- 16.SEG (Número Total de Segmentos) – Computados durante a análise de auto correlação;
- 17.sPPQ (Quociente Suave da Perturbação do Período de Pitch) – Expresso em /%/, apresenta a avaliação relativa da variabilidade do pitch, período-a-período, sobre a amostra analisada com um fator de suavização de 55 períodos. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;
- 18.STD (Desvio Padrão de F_0) – É o desvio padrão em /Hz/ da frequência fundamental;
19. T_0 (Período) – Período de pitch médio /miliseg./ ;
- 20.Tsam (Tempo da amostra) – Dado em /seg/, é o tempo da amostra analisada;
- 21.v F_0 (Coeficiente de variação da Frequência Fundamental) – Expresso em /%/, apresenta o desvio padrão relativo de F_0 . Reflete, em geral, a

variação de F_0 (de curta a longa duração) da voz analisada. As áreas onde ocorrem as quebras (pausas) na voz são descartadas;

22.VTI (Índice de Turbulência Vocal) – Adimensional, é a razão média da energia espectral in-harmônica do intervalo de 2800-5800 Hz pela energia espectral harmônica do intervalo de 70-4500 Hz nos segmentos do sinal onde as influências de variações de frequência e amplitude, pausas na voz e componentes sub-harmônicos são mínimas. Esse descritor mede a energia relativa do ruído de mais alta frequência.

3.4.4 REFERENCIAIS DE ANORMALIDADE

Na Tabela 3.1, encontram-se tabulados os valores citados como indicativos para início de início de Anormalidade PRAAT (BOERSMA, WEENINK 2013), para alguns dos descritores analisados, no aplicativo de tratamento das vozes (MDVP).

Tabela 3.1 – Referenciais de Anormalidade (Fonte: PRAAT e MDVP).

DESC	REFMDVP
ShdB	0,35 dB
Shim	3,81 %
Jita	83,20 μs
Jitt	1,04 %
APQ	3,07 %
vAm	-
SPI	

Esses descritores acima serão considerados no decorrer deste trabalho.

3.5 APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Aprendizado de Máquina (AM) é um campo de pesquisa dentro da Inteligência Computacional. Segundo (MITCHELL, 1997), estuda o desenvolvimento de métodos capazes de extrair conceitos (conhecimento) a partir de amostras de dados.

Problemas de classificação envolvem a operação de atribuir a um padrão desconhecido, a exemplo de um sinal de voz, uma entre várias classes conhecidas – por exemplo, seus diagnósticos (Normal, Patologia X).

A resolução de problemas dessa natureza, como exemplo do formalismo matemático das Redes Neurais, se assinala basicamente pelo aprendizado

supervisionado, em que *exemplos de padrões conhecidos* são apresentados às entradas dessa rede e as *classes correspondentes* são apresentadas às saídas da mesma durante o processo de aprendizado de máquina.

A rede deverá, então, adaptar o seu modelo matemático, de modo a mapear as relações entre os padrões de entrada e classes correspondentes de saída, tendo como base os dados do conjunto de treinamento. Assim, a classificação envolve, após esse treinamento, a capacidade de atribuir uma das classes conhecidas a um padrão qualquer de entrada (BRAGA, 2011).

Técnicas com RNA se tornaram populares nos anos finais da década de 1980. Nos anos finais da década de 1990, as técnicas do tipo *Kernel* também se tornaram populares no campo da aprendizagem de máquina. Os primeiros métodos utilizados foram classificadores não lineares denominados de Máquinas de Vetores de Suporte (SVM). Ao longo desse período, surgiram outras técnicas, a exemplo de Análise de Componentes Principais (ACP), Análise de Correlação Canônica, etc (HSIE, 2009).

No contexto da pesquisa ora descrita, foi utilizada a ACP para redução da dimensionalidade do vetor de características acústicas representativas dos sinais de voz e utilizadas RNA e SVM para construção dos classificadores.

3.5.1 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (ACP)

A Análise de Componentes Principais (ACP) ou *Principal Component Analysis* (PCA) é um método matemático de redução de dados inventado por Pearson (1901) e Hotelling (1933).

Trata-se de conceito matemático (transformação) para converter um conjunto de observações de múltiplas variáveis –possivelmente correlacionadas – em um conjunto de valores de variáveis –linearmente descorrelacionadas – chamados de *componentes principais (CP)*.

É a mais simples das análises multivariadas realizada por auto vetores. Usualmente, essa técnica pode ser reveladora da estrutura interna dos dados, de uma forma que mais apropriadamente explica a dimensão de variância nos dados.

Ao visualizar um conjunto de dados multivariados em um espaço de alta dimensão, com um eixo por variável, o ACP pode ser usado para fornecer uma visualização em dimensões mais baixas dos mesmos, uma válida projeção do objeto original quando observado de seu ponto de vista mais informativo. Isto é feito usando-se apenas os primeiros componentes principais (comumente até os dez ou doze, para cobertura de 90-100% da variabilidade total), de forma que a dimensionalidade dos dados transformados é reduzida. As análises de ACP iniciam com dois ou três componentes principais uma vez que esses já podem conter, pelo menos, 50% da variabilidade total ali representada.

3.5.2 CLASSIFICAÇÃO

Para fins comparativos, foram avaliados dois classificadores:

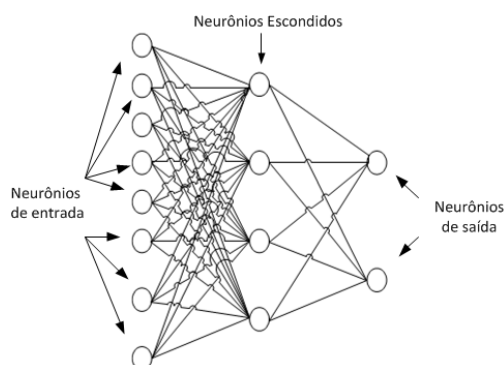
1. Baseado em Redes Neurais Artificiais (RN) do tipo *Multilayer Perceptron (MLP)* e
2. Baseado em Máquinas de Vetores de Suporte (SVM).

3.5.2.1 REDES NEURAS

Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos inspirados no funcionamento da estrutura de aprendizado que ocorre no cérebro humano.

Nesta pesquisa foi utilizado o modelo de Redes Neurais Perceptron com múltiplas camadas (ou redes *Multi Layer Perceptron* – MLP). O classificador MLP é uma rede neural *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 existem uma ou mais camadas escondidas entre a entrada e saída, permitindo distinguir dados que não podem ser separados linearmente (Figura 3.10).

Figura 3.10 – Classificador perceptron multicamada com 8 neurônios de entrada, uma camada com 4 neurônios escondidos, e dois neurônios de saída (3 camadas ao todo).



Fonte da ilustração: (BRANDT, 2012).

3.5.2.2 CLASSIFICADOR UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE (SVM)

As Máquinas de Vetores Suporte constituem uma técnica fundamentada na Teoria de Aprendizado Estatístico (VAPNIK, 1995). Os resultados da aplicação desta técnica são comparáveis aos obtidos com RNA e, em alguns casos superiores. Por este fato, esta técnica também foi investigada na pesquisa.

A técnica de SVM seleciona um pequeno número de instâncias de superfícies de separação – chamados de vetores de suporte – para cada classe e constrói uma função de discriminante linear que os separa o mais universalmente possível (WITTEN, 2009). Essa 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.

A implementação desse classificador, com suporte à máquina virtual, foi validada com uso da biblioteca (LibSVM) nos aplicativos utilizados (vide WEKA e R).

3.6 DISCUSSÃO

Nesse capítulo foram apresentados os aspectos relevantes associados aos métodos, variáveis e procedimentos que justificam as escolhas adotadas na pesquisa, a saber: uso de características acústicas para representar os sinais de voz, redução de dimensionalidade a partir da ACP e classificação baseada em RNA e SVM, os quais serão utilizados para se investigar as separações dos grupos de sinais de voz: Saudável (ou Normal) *versus* Patológico e Intra Patologias.

CAPÍTULO 4 – A MODELAGEM ACÚSTICA PROPOSTA

4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentada a modelagem proposta com destaque para:

- os procedimentos investigados;
- o delineamento do estudo e da base de dados empregados;
- as perguntas norteadoras dessa pesquisa;
- suas variáveis e fatores afetados;
- as abordagens para validação;
- métricas de desempenho e
- as ferramentas necessárias para a presente investigação.

4.2 MODELAGEM

Na Figura 4.11, o diagrama de blocos em alto nível – para um sistema de classificação automatizado para identificação de Patologias Laríngeas – pode ser ilustrado.

Figura 4.11 – O Sistema visto em alto nível “para detecção de Patologias (VoiceClin)”.



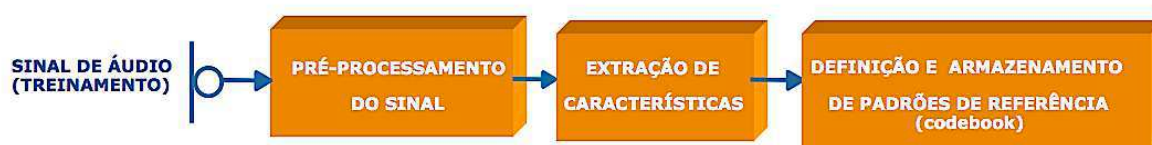
Os elementos que compõem o sistema são descritos a seguir.

1. Entrada: um sinal de voz (ex. fala de uma elocução determinada);
2. Processamento: Unidade para tratar a entrada e produzir uma decisão (saída). Este bloco será detalhado em seguida.
3. Hipótese (saída): Diagnóstico sobre a entrada. Possíveis valores (da possibilidade de detecção):
 - a. Caso afirmativamente, o sinal de voz será diagnosticado como uma das quatro opções: “Normal”, “com Paralisia”, “com Edema de Reinke”, “com Nódulos”;
 - b. Caso contrário: Resposta do Sistema “Nada pode ser afirmado!”.

4.2.1 CLASSIFICAÇÃO POR APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Em se tratando de aprendizagem supervisionada de máquinas, haverá dois instantes ou fases necessárias: a) Fase de Treinamento e b) de Teste (ou de Classificação) vide Figura 4.12 e Figura 4.13.

Figura 4.12 – Fase de treinamento “para detecção de Patologias”.



Fonte: (FECHINE, 2011).

Na fase a), um formalismo matemático vai certificar o aprendizado, na forma de um mapeamento dos descritores para um modelo, e gerará as condições para que, por meio desse, o sistema possa gerar um diagnóstico para uma nova entrada, até então desconhecida (Figura 4.13).

Figura 4.13 – Fase de classificação genérica (Teste) para “para detecção de Patologias”.



Fonte: (FECHINE, 2011).

Na fase de teste (“b”), o sistema deverá *a priori* possuir um modelo executável que decida amparado numa sequência lógica de passos. Esse, por sua vez, amparado nos valores internos e para os novos cálculos (porém com o mesmo modelo, da fase de treinamento) nesse instante, chegará a uma decisão (uma saída previsível e também determinística).

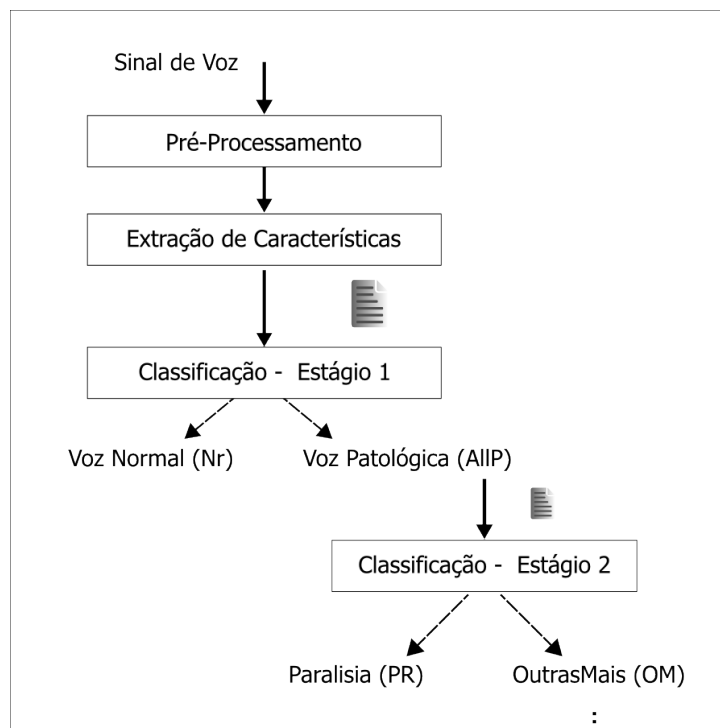
Após o treinamento dos modelos (ou esquemas) usando redes neurais e máquinas de vetores de suporte com os descritores obtidos após a fase de Análise de Características (Pós ACP), deverá ser apresentado aos classificadores

– segundo os estágios segmentados – a nova voz (seus parâmetros) e proceder a verificação de saída da acurácia em cada estágio.

4.2.1.1 ESTÁGIOS DE CLASSIFICAÇÃO (CLASSIFICADORES BINÁRIOS ENCADEADOS)

Na Figura 4.14, podem ser vistos dois estágios para a classificação proposta.

Figura 4.14 – Estágios de classificação (agrupamento de classificadores binários).



São entrada para o estágio 1: os descritores acústicos e a lista de seus *melhores* (após a técnica de ACP). Neste é suficiente que os classificadores considerados verifiquem se a voz representada, pelos parâmetros recebidos contra um classificador treinado, *pertence a qual classe {principal, outra}*. Caso seja a primeira (aqui Normal) obtida como saída deste classificador, o sistema para, deixa esse bloco e será exibido “Voz Normal” no outro bloco subsequente.

Caso contrário, os descritores da voz atual analisada e a lista de seus melhores vai para o segundo estágio para nova verificação (nesses mesmos moldes). No estágio 2, a pergunta se dá para a patologia Paralisia.

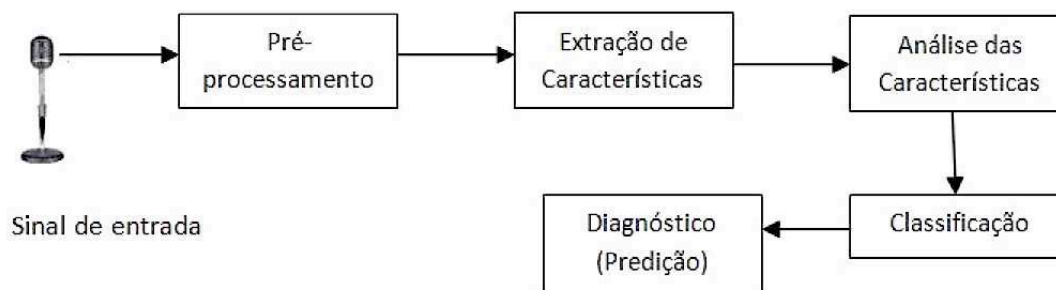
De forma análoga, o processo se repete em mais um estágio, de número 3. Este terá adicionalmente duas decisões a serem verificadas: Voz com Reinke? ou Voz com Nódulo?

Considerou-se, portanto, o universo Vozes Normais ou Demais Patologias (Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos).

4.3 BLOCOS INTERNOS

Na Figura 4.15, tem-se os blocos internos para a produção da resposta após os modelos de aprendizagem de máquina já tiverem sido treinados. Dessa forma, a chegada de uma nova voz, digamos a vogal sustentada \a\, passará nos blocos seguintes.

Figura 4.15 – Os blocos de processamento “para detecção de Patologias”.



Adaptado de (FECHINE, 2000).

De forma macro, as operações a seguir compreendem:

1. Pré-Processamento (Digitalização e tratamento do sinal de áudio);
2. Extração de Características (ExtC) – Os dados digitalizados serão processados e as características acústicas serão calculadas sobre os mesmos. Corresponde ao cálculo de parâmetros ou descritores de interesse da voz;
3. Análise de Características – Identificação até os doze melhores descritores por combinação dos mesmos, gerados na operação EXT C, após análise de componentes principais;
4. Classificação – Execução dos classificadores por aprendizagem de máquina com redes neurais e máquinas de vetores de suporte;
5. Diagnóstico (Predição) – Apresentação do Resultado final.

4.3.1 PRÉ-PROCESSAMENTO (TRATAMENTO DO SINAL DE ÁUDIO)

O sinal analógico, ao ser digitalizado, deve suportar as manipulações algébricas e de processamento digital de sinais requeridos.

Corresponde ao tratamento inicial da voz recebida e assim como à operações primitivas sobre o áudio digitalizado. Dessa forma e dentre outras, são tarefas recorrentes: supressão ou eliminação de ruído, normalização dos valores máximos de amplitude, suporte às amostragem e quantização apropriadas ao sistema digital nos domínios de tempo e de armazenamento, etc.

Esta etapa compreende os procedimentos de captura do áudio, tratamentos à resolução de processamento, acurácia ou melhorias sobre os sinais de áudio. Uma vez que estejam definidas as premissas ao sistema, é natural definir: a resolução de áudio para qualidade de CD (gravação de 44100 amostras por segundo, 24 bits de resolução), formato WAVE com dois canais estéreo, qualidade e comportamento da faixa de frequência suportada na captura e magnitude máxima (em dB) possíveis de captura por um dispositivo, etc.

4.3.2 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS (EXTC)

Os dados digitalizados serão processados e as características acústicas serão determinadas. É o cálculo de parâmetros ou descritores de interesse da voz.

É pertinente ao modelo ou função do sistema digital que se tem em mente. Neste papel, são extraídas características pertinentes, também denominados de descritores, parâmetros da voz ou vetores acústicos, em função de um objetivo associado (ex. SHdB, Shim, Jita, etc)⁴.

Esse bloco produz uma lista ou vetor de características para os blocos seguintes. Exemplos: Frequência Fundamental, duração em segundos da elocução pronunciada, Jitter, Shimmer, etc. Nesta etapa, a segmentação do sinal digitalizado em quadros (ou *frames*) será o ponto de partida para as várias análises e procedimentos decorrentes para a geração dos descritores acústicos. Operações comuns são a segmentação, janelamento, etc.

A utilização do presente sistema é feita em duas fases complementares:

⁴ Por exemplo #2, na identificação da identidade de gênero Masculino ou Feminino, um desses típico é a característica da Frequência Fundamental da voz humana. Pois no geral, as vozes masculinas são mais graves do que as femininas e esse fato – uma vez que seja calculado seu valor – é suficiente para um diagnóstico comparativo do valor de referencia com o valor em questão

- a. A geração (cálculo) ou uso das características acústicas das vozes e dos esquemas de classificação (*codebook*);
- b. O processo de classificação. Este pressupõe a existência prévia de limiares armazenados (*codebook*). Mais detalhes, nas próximas seções.

4.3.3 ANÁLISE DE CARACTERÍSTICAS

Com as características em mãos e tabuladas, a técnica de análise de componentes principais deverá processá-las obter-se os três componentes principais com a geração dessa combinação ou eleição dos doze melhores descritores para fins de uso na etapa de classificação.

4.4 DELINEAMENTO DO ESTUDO

Este é um estudo que partiu de um levantamento caso-controle (KAY-ELEMENTRICS, 1994) a partir do qual vários pacientes tiveram suas vozes gravadas e analisadas. Para cada uma dessas, foram realizadas diversas anotações médicas – condições semelhantes ou variáveis clínicas provavelmente advindas de vários exames de naturezas diversas (vídeo laringoscopias, inspeção visual, análise perceptiva-auditiva por especialistas ou até mesmo diagnósticos finais). Ao final desse processo de digitalização, normalização e triagem, foram catalogados em meio eletrônico trinta e quatro parâmetros, chamados doravante de descritores – obtidos dessas mesmas vozes, para cerca de 54 pessoas ditas *saudáveis* (voz Normal) e de 657 vozes ditas não saudáveis (ou consideradas Vozes Patológicas ou Disfônicas), ou seja, vozes que apresentam uma ou mais situações diferenciáveis das Normais. Para mais detalhes, ver Seção 4.4.2 - População do estudo, página 39.

Ao final, as patologias validadas por especialistas (base categorizada com patologias diagnosticadas) foram reunidas e tabuladas em planilhas eletrônicas. Estas, posteriormente, serviram para alimentar os dados e análises numéricas nos aplicativos de cálculo e de classificação

4.4.1 PERGUNTAS DE PESQUISA

Serão analisados os seguintes casos prioritariamente:

I. Separação Voz Normal X Vozes Patológicas (consideradas Individualmente e Integradas),

II. Separação entre Patologias

a. Patologias consideradas em conjunto?

i. Grupo AIMP: Paralisia, Edema, Reinke, Nódulo, Pólipos e Outras Patologias;

ii. Reagrupamento 1: Paralisia, Reinke, Nódulo, Pólipos;

iii. Reagrupamento 2: Paralisia, Reinke, Nódulo.

b. Aos Pares (combinações dessas),

c. Após análises Estatísticas e de classificação preliminar (sem reagrupamentos),

d. Após Reagrupamentos.

III. É possível diminuir quantidade de descritores a ser processada e ainda manter uma classificação com alta acurácia?

Foram investigadas as condições – estatísticas e de classificação (reconhecimento de padrões e aprendizagem de máquina) – para se montar um processo ou metodologia que indique os cenários e a acurácia na identificação de patologias para os casos acima propostos. Além disso, a redução de dados também foi investigada na medida em que se avaliou em qual(ais) base(s), relacionada(s) aos descritores acústicos (fatores), há influência na discriminação das situações supracitadas.

4.4.2 POPULAÇÃO DO ESTUDO

O estudo tem como base a classificação de vozes a partir de exames numa base comercial (Base KAY-ELEMETRICS, 1994). Esta base, apesar de dispor de centenas de vozes com descritores calculados não é muito precisa acerca do que indexou.

Seja o trecho da planilha KAY apresentado na Figura 4.16 e as informações de diagnósticos para dois pacientes de 33 e 42 anos. Para o primeiro paciente, ocorrem 8 situações ou diagnósticos associados ao mesmo sinal de voz e; o segundo, 6 diferentes. Essa situação é típica aos dados presentes (múltiplas situações anormais) e não é trivial, para cientistas ou

engenheiros, escolher qual delas deve indicar uma situação real a ser tratada ou prevalente diante de duas ou mais que se, no máximo, conheçam sua tradução apenas.

Figura 4.16 – Exemplos de várias anotações ou diagnósticos para mesma voz (base KAY).

	A	B	C	D	E	F	G
	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note
1	PAT_ID	VISITDATE	FILE	VOWEL 'AH'	AGE	SEX	DIAGNOSIS
1019		10-May-94	N.NSP		33	M	1 anterior mass
1020		10-May-94	N.NSP		33	M	2 hyperfunction
1021		10-May-94	N.NSP		33	M	3 A-P squeezing (moderate)
1022		10-May-94	N.NSP		33	M	4 post irradiation
1023		10-May-94	N.NSP		33	M	5 post vocal fold stripping
1024		10-May-94	N.NSP		33	M	6 ventricular compression (severe)
1025		10-May-94	N.NSP		33	M	7 vocal fold atrophic
1026		10-May-94	N.NSP		33	M	8 vocal fold edema
1027		11-Apr-94	N.NSP		41	M	1 cystic appearing area
1028		11-Apr-94	N.NSP		41	M	2 thick mucous and mucous stranding
1029		04-Feb-94			40	M	1 hyperfunction
1030		04-Feb-94			40	M	2 mixed adductor / abductor spasmodic dysphonia
1031		16-Mar-94	N.NSP		34	M	1 hyperfunction
1032		16-Mar-94	N.NSP		34	M	2 irregularity
1033		14-Jan-94	N.NSP		42	F	1 gastric reflux
1034		14-Jan-94	N.NSP		42	F	2 hyperfunction
1035		14-Jan-94	N.NSP		42	F	3 ventricular compression (mild)
1036		14-Jan-94	N.NSP		42	F	4 A-P squeezing (moderate)
1037		14-Jan-94	N.NSP		42	F	5 paralysis
1038		14-Jan-94	N.NSP		42	F	6 polypoid degeneration (Reinke's)
1039		26-Jan-93	N.NSP		37	M	1 varix

Uma solução para esse tipo de ambiguidade foi consultar especialistas médicos que, pela experiência profissional e competência na área, identificassem qual deveria ser o “diagnóstico” final para casos assim.

Dessa maneira, durante os estágios iniciais desta pesquisa houve uma análise mais apropriada e local por outros especialistas (otorrino e fonoaudiólogos). Após conferências sobre os dados com múltiplas situações anormais, esses chegaram a um conjunto refinado de 5 grupos de patologias: *Paralisia*, *Edema de Reinke*, *Nódulos*, *Pólipo* e um denominado de *Outras Patologias* – por conter poucos elementos de: Presbifonia [5], Disfonia [5], Paresia [5], Cisto [4] e Granuloma [2]. Esse grupo, com o grupo da vozes (saudáveis ou Normal), será denominado de base de patologias estruturada (por especialistas) e é formado por 6 subgrupos (Normal e mais cinco Patologias). Para se ter um maior número de vozes potenciais para o estudo, um outro grupo disjunto (*Edema*) – também validado por especialista em (COSTA, 2008) e da mesma base KAY – foi unido com o grupo formado nesta pesquisa por especialistas. Dessa forma, então, foi montada a população de 182 vozes originárias desse estudo que tiveram, por conseguinte, diagnósticos atestados e foram consolidados nos 7 grupos inicialmente considerados. Para mais detalhes

da composição dos grupos Normal, Paralisia, Edema de Reinke, Edema, Nódulos, Pólipos e Outras Patologias, vide o Apêndice D, seção D.2.

4.4.3 BASE DE VOZES (ORIGINAL E CATEGORIZADA POR ESPECIALISTAS)

A base de dados utilizada nesta pesquisa (base original) foi organizada e categorizada por especialistas das áreas médica e de fonoaudiologia. Ela é baseada no levantamento de descritores acústicos e áudios de uma base comercial realizada pelo *Massachusetts Eye and Ear Infirmary (MEEI) Voice and Speech Lab* (KAY-ELEMENTRICS, 1994).

Esta base de dados possui 1.400 amostras de voz obtidas a partir de, aproximadamente, 700 pessoas com elocução da vogal sustentada /a/ (utilizada) e a leitura de um trecho de texto *Rainbow*. Os sinais foram obtidos com baixo nível de ruído, distância constante do microfone, tamanho da amostra de 16 bits e taxa de amostragem de 25 ou 50 K amostras/s, com uma resolução de 16 bits/amostra.

4.5 FATORES DO ESTUDO

São basicamente em três, as situações que foram monitoradas para se investigar e se avaliar os modelos de classificação de patologias. São elas:

- a. Refinamento e Ajuste da base de dados – Os grupos sem (Normal ou de vozes saudáveis) ou com patologias/disfonias (individuais, em pares ou integradas – antes e após os reagrupamentos) foram montados inicialmente, com a ajuda de especialistas. Após análises estatísticas, o subconjunto dessas Patologias mais promissor (com mais separação entre as classes) foi o utilizado.
- b. Aplicação de Análise de Componentes Principais (ACP) para investigação da redução da dimensionalidade dos descritores (todos considerados ou após ACP) – Este fator, foi tratado inicialmente de forma empírica, com a escolha de 7 descritores. Em seguida, foi confrontado contra todos descritores considerados e foi retomado após a aplicação do método de ACP (análise dos dois componentes principais).

- c. Desempenho de Classificadores para a separação pretendida: Redes Neurais (RNA) e Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) – Este fator ou variável-resposta foi usado para se validar a separação entre os grupos: Normal para com Patologias e intra-Patologias.

4.6 VARIÁVEIS

Nas seções seguintes, serão apresentados: os descritores acústicos, os tipos de classificadores e abordagens para refinamentos de Patologias.

4.6.1 DESCRITORES ACÚSTICOS

A base (KAY-ELEMENTRICS, 1994) contém cerca de 33 descritores (4 desses são de informações categóricas ou de idade e os 29 restantes, de características acústicas processadas nos sinais de voz). Na Figura 4.17, parte da base pode ser vista.

Figura 4.17 – Base KAY e alguns de seus descritores.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	O	P	Q	R
	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note	Note
1	FILE VOWEL 'AH'	AGE	SEX	SMOKE	NATLANG	ORIGIN	Fo	To	Fhl	Flo	STD	PFR	Tsam	Jka	Jht	RAP
2	AXH1NALNSP	29	F	N	English	White-not Hispanic	239,655	4,173	244,858	232,234	2,246	2	3,000	21,324	0,511	0,306
3	BJB1NALNSP	34	M	N	English	White-not Hispanic	151,566	6,599	156,201	146,477	1,761	3	3,000	35,241	0,534	0,322
4	BJV1NALNSP	52	F	N	English	White-not Hispanic	247,134	4,047	251,004	242,836	1,751	2	3,000	7,093	0,175	0,098
5	CAD1NALNSP	31	F	N	English	White-not Hispanic	302,780	3,303	307,977	297,708	1,621	1	3,000	8,817	0,267	0,156
6	CEB1NALNSP	43	F	N	English	White-not Hispanic	193,934	5,157	202,265	185,254	2,616	2	3,000	73,200	1,419	0,869
7	DAJ1NALNSP	26	F	N	English	White-not Hispanic	210,022	4,762	215,657	205,719	1,485	2	3,000	22,906	0,481	0,285
8	DFF1NALNSP	34	F	N	English	White-not Hispanic	216,849	4,612	230,044	210,393	2,639	2	3,000	37,590	0,815	0,488
9	DMA1NALNSP	24	F	N	English	White-not Hispanic	239,300	4,179	243,865	235,183	1,142	1	3,000	16,101	0,385	0,238
10	DWS1NALNSP	32	M	N	English	White-not Hispanic	184,855	5,410	190,694	180,832	1,584	2	3,000	23,777	0,439	0,266
11	EDC1NALNSP	32	F	N	English	White-not Hispanic	217,661	4,595	226,193	206,484	2,981	3	3,000	32,502	0,707	0,421
12	EJC1NALNSP	44	M	N	English	White-not Hispanic	143,738	6,958	171,282	124,813	1,921	6	3,000	56,207	0,808	0,484
13	FMB1NALNSP	28	M	N	English	White-not Hispanic	168,449	5,837	171,527	165,700	1,091	1	3,000	17,855	0,301	0,173
14	GPC1NALNSP	40	M	N	English	White-not Hispanic	132,462	7,546	136,761	127,194	1,053	2	3,000	46,792	0,620	0,370
15	GZZ1NALNSP	47	M	N	English	White-not Hispanic	121,652	8,221	125,691	116,754	1,556	2	3,000	96,644	1,175	0,706
16	HBL1NALNSP	25	F	N	English	White-not Hispanic	236,561	4,228	245,158	227,531	2,721	2	2,447	37,561	0,888	0,540
17	JAF1NALNSP	31	F	N	English	White-not Hispanic	211,764	4,741	244,021	171,585	13,607	7	2,067	19,538	0,412	0,240
18	JAN1NALNSP	30	F	N	English	White-not Hispanic	260,528	3,839	265,816	253,100	1,841	2	3,000	17,355	0,452	0,279
19	JAF1NALNSP	40	F	N	English	White-not Hispanic	240,484	4,159	250,000	231,965	2,262	3	3,000	31,713	0,763	0,450
20	JEG1NALNSP	26	F	N	English	White-not Hispanic	241,538	4,141	257,202	228,501	2,977	3	3,000	21,265	0,514	0,300
21	JMC1NALNSP	45	M	N	English	White-not Hispanic	173,188	5,774	175,501	170,969	0,794	2	3,000	16,338	0,283	0,166
22	JTH1NALNSP	31	F	N	English	White-not Hispanic	298,351	3,353	309,502	277,624	5,140	2	3,000	10,549	0,315	0,131
23	JXC1NALNSP	43	F	N	English	White-not Hispanic	236,614	4,191	251,636	227,730	2,309	3	3,000	16,945	0,452	0,275
24	KAY1NALNSP	65	M	N	English	White-not Hispanic	122,232	6,182	124,224	119,918	0,754	2	3,000	17,492	0,214	0,111
25	LAD1NALNSP	40	F	N	English	White-not Hispanic	240,883	4,152	246,002	228,676	2,462	2	3,000	26,500	0,638	0,400
26	LDP1NALNSP	22	F	N	English	White-not Hispanic	316,504	3,160	324,465	308,452	2,403	2	3,000	10,512	0,333	0,200
27	LAT1NALNSP	30	F	N	English	White-not Hispanic	258,633	3,867	268,745	251,699	1,751	2	3,000	14,988	0,386	0,235
28	LMW1NALNSP	43	F	N	English	White-not Hispanic	303,744	3,292	309,510	296,736	2,169	1	3,000	20,604	0,626	0,380
29	LMW1NALNSP	45	F	N	English	White-not Hispanic	224,929	4,446	229,885	218,541	1,939	2	3,000	31,067	0,699	0,382

Descritores:

- a. DIAG – Rótulo textual para indexar qual diagnóstico foi marcado por especialistas;
- b. AGE – idade da pessoa quando realizou o exame (registro vocal da elocução do sinal de áudio). Valor numérico: inteiro;
- c. SEX – Identidade de Gênero: M (Homem) ou F (Mulher). Valor enum: M ou F;

- d. SMOKE – Informação se a pessoa é fumante: Valor: Sim (Y), Não (N) ou não informado (U);
- e. Demais Descritores (EXTC): São 29 características calculadas sobre o sinal de voz. Por exemplo, Frequência Fundamental (Fo), Período (To), Jitt, etc. Da base KAY: Fo, To, Fhi, Flo, STD, PFR, Fftr, Fatr, Tsam, Jita, Jitt, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, ShdB, Shim, APQ, sAPQ, vAm, NHR, VTI, SPI, FTRI, ATRI, DVB, DSH, DUV, NVB, NSH, NUV, SEG, PER. Mais detalhes sobre o que significam, ver Apêndice A.

Estes foram gerados após a análise de determinadas características dos sinais das vozes (KAY, 1994). Os descritores presentes, em resumo, se configuraram em: Todos os considerados (DESC), os sete analisados estatisticamente inicialmente (EST7) e os obtidos após a análise de componentes principais (ACP).

4.6.2 CLASSIFICADORES EMPREGADOS

Para avaliação da acurácia e simulação do modelo, diante do agrupamento das variáveis para classificação, foram usados: Redes Neurais (tipo MLP ou *Multi Layer Perceptron*) e Máquinas de Vetores de Suporte (SVM).

4.7 REFINAMENTO DE PATOLOGIAS E ABORDAGENS

Investigações foram realizadas na fase preliminar desta pesquisa (denominada de fase estatística e inferencial): Testes de Adequação à Normalidade, Testes de Hipóteses, Treinamento de Modelos para Classificação (reconhecimento de padrões e aprendizagem de máquina), etc. Para mais detalhamento, tabelas e recursos, esta análise apesar de laboriosa e extensa, foi mantida nos Apêndices, para assinalar sua importância face às descobertas realizadas após seu uso (limiares, combinações de patologias, efetividade dos descritores, etc).

Após consolidação dos resultados a partir da análise estatística, novas investigações tomaram efeito na busca por meios de redução de dados, bem como com o objetivo de sistematizar novos agrupamentos para aumentar a acurácia das classificações pretendidas. De forma geral, estas investigações serão apresentadas a seguir.

4.7.1 ANÁLISE ESTATÍSTICA PRELIMINAR

Esta compreendeu análises exploratórias de dados (montagem do perfil das populações: medidas centralizadoras, de dispersão, de espalhamento, etc), testes de hipóteses e inferências. A grande maioria desses estudos foi transferida para os apêndices para não tornar densa a leitura deste documento.

Conclusões preliminares:

1. Grupo Normal com Todas as Patologias:
Com Nível de Significância de 5 % (0,05) e testes da Tabela C.20 – coluna RES (p -valor $< 0,05$), é possível concluir que *os dados analisados entre os grupos Normal (Nr) e Patologias consideradas (AIIIP), para respectivos descritores, são de Populações Diferentes*. Ou seja, para qualquer um desses descritores, as vozes patológicas podem ser separadas do conjunto das Patologias aqui consideradas.
2. Normal e Patologias Individuais:
Com o Nível de Significância de 5 % (0,05) e testes (Tabela C.21 até a Tabela C.26) realizados, é possível concluir que os dados analisados entre os grupos Normal (Nr) e Patologias individuais, para os descritores ShdB, Shim, Jita, Jitt e APQ, são de Populações Diferentes.
3. Grupos de Patologias e Seus Complementos (sem Normal):
 - a. Na maior parte das situações analisadas, grupos se diferenciam de seus complementos apenas para parte dos descritores:
 - PR x CPR: ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ, vAm.
 - RK x CRK: Jita, vAm.
 - ND x CND: Jita.
 - OP X COP: ShdB, Shim, APQ.

- b. Em duas situações não ocorre a diferenciação de seus complementos para nenhum descritor: ED X CED, PP X CPP.

4.7.2 CLASSIFICAÇÃO POR RECONHECIMENTO DE PADRÕES

Esta – após os levantamentos, considerações e resultados consolidados da parte estatística – teve como objetivo determinar a acurácia (e o contexto que a produziu) na determinação da separação efetiva das perguntas de pesquisa. Para tanto, foram utilizados para validação os classificadores baseados em Redes Neurais e em Máquinas de Vetores de Suporte, da forma:

1. Sem resultados estatísticos consolidados;
2. Com resultados estatísticos e de classificação consolidados (reagrupamentos).

Esta última passou a ser a ênfase primordial. Principalmente, por materializar as principais contribuições deste. Contudo, sua estruturação e efetividade só foi possível por extensivas análises estatísticas e experimentos mantidos nos Apêndices.

4.8 MEDIDAS DE DESEMPENHO DOS CLASSIFICADORES

A parte de treinamento e classificação utilizando cada um dos classificadores foi realizada de forma idêntica: esquema de validação cruzada (*N-fold cross validation*) com valor de 10 ($N=10$).

Suponha haver 100 dados e foi escolhido, no Weka, o valor para validação cruzada (*N-fold*) como 10. Tem-se:

1. Weka dispõe de 100 dados rotulados;
2. Será produzido 10 conjuntos de igual tamanho. Cada um será dividido em dois grupos: 90% será usado para treinamento e 10% para testes;
3. Será produzido um classificador para os 90 dados rotulados e será aplicado para os 10 de testes para o conjunto 1;

4. Repete-se o item 3 para os conjuntos de números 2-10 produzindo-se mais 9 classificadores;
5. Ao final, calcula-se a média dos 10 classificadores produzidos sobre os 10 conjuntos de igual tamanho (90 de treinamento e 10 de testes).

A análise de desempenho foi realizada utilizando as medidas:

1. Correta Aceitação (CA) – A patologia ou situação investigada é detectada (também referido como verdadeiro positivo ou *True Positive*).
2. Correta Rejeição (CR) – É detectada a correta ausência da patologia ou situação investigada (Verdadeiro Negativo ou *True Negative*).
3. Falsa Aceitação (FA) – É detectada erroneamente a presença da patologia ou situação investigada (Falso Alarme ou Falso Positivo ou *False Positive*).
4. Falsa Rejeição (FR) – A não detecção da patologia ou situação investigada quando ela está presente (Falso Negativo ou *False Negative*).
5. Especificidade (SP) ou *PRECISION*– Reflete a probabilidade da rejeição da patologia quando ela inexistente. Ou seja, é a proporção de pessoas saudáveis cujo teste não apresenta patologia ou situação investigada. Medida de *quão bom* é a identificação de não patológicos ou situação investigada. Calcula-se por

$$SP = \frac{CR}{CR+FA} \times 100. \quad (4.6)$$

6. Sensibilidade (SE) ou *RECALL* – Resume a probabilidade da correta identificação de patologias ou da situação investigada. É a proporção de indivíduos com patologias ou situação investigada cujo teste dá positivo. Medida de *quão bom* é a identificação de indivíduos com a patologia ou situação investigada. Calcula-se por

$$SE = \frac{CA}{CA+FR} \times 100. \quad (4.7)$$

7. Eficiência (E) ou Acurácia Global (ACG) – Significa a taxa de classificação correta de uma dada classe, quando ela está presente. É dada por

$$E = \frac{(CR+CA)}{CA+CR+FA+FR} \times 100. \quad (4.8)$$

4.9 FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS

As análises foram realizadas a partir de aplicativos de áudio, estatísticos, de cálculo numérico e de aprendizagem de máquina, a saber:

- De áudio: Audacity, Praat, *WaveSurfer*,
- Planilhas Eletrônicas: MS (c) Excel for Mac, Libre Office,
- Aplicativos Estatísticos:
 - R v 1.4 . Bibliotecas: *gdata* (leitura de arquivos XLS), *lawstat* (testes de normalidade), etc.
 - *WEKA* (HALL et al., 2009) v. 3.7.9 ,
 - MATLAB 2013a (*student version*), MathWorks (MATLAB, 2013).

4.10 DISCUSSÃO

Neste capítulo foram apresentados as matérias-primas com pressupostos de projeto cujos resultados, desdobramentos experimentais e numéricos serão descritos nos capítulos seguintes.

Embora parte da linearidade das investigações esteja documentada nos apêndices, a construção e validação do presente modelo são sintetizadas nos próximos dois capítulos. Para resumir: De posse de um novo reagrupamento de patologias, o qual mostrou indícios de separação e classificação dessas *a posteriori*, um novo ciclo de validações também foi retomado após o uso da técnica de ACP. Essa que também, com um número até menor de descritores acústicos após análises dos componentes principais, contribuiu para a observância dos fatores analisados conjuntamente. Identificar que descritores e para quais classes possibilitou mostrar as evidências científicas da distinção intra Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos.

CAPÍTULO 5 – APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

5.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, são apresentados os resultados e análises (classificadores e análise estatística) realizadas. Esses correspondem aos marcos:

1. Estruturação das patologias com especialistas (diagnósticos e base categorizada), Esquema para identificação de patologias (segmentação com classificadores binários encadeados), Descritores e ACP;
2. Rearranjos de Patologias e Classificação Automatizada – Compõem as evidências encontradas (prioritariamente para separação demonstrada para Normais e Patologias: Paralisia, Reinke e Nódulos);
3. Levantamentos Preliminares – Compõem um sumário das Análises Estatísticas que fundamentaram os rearranjos mais propensos à classificação;

Para priorizar o entendimento, as seções com as informações mais relevantes (marcos 1 e 2) tiveram mais detalhamentos. Aquelas cujos resultados foram relevantes porém serviram para apoiar as primeiras tiveram seus resultados apresentados e analisados com menos detalhes, pois esses aspectos estão inclusos no APÊNDICE C.

5.2 ESTRUTURAÇÃO DAS PATOLOGIAS COM ESPECIALISTAS (DIAGNÓSTICOS)

Nesta seção, estão detalhados: Os principais grupos de estudo estruturados após validação realizada com especialistas (médica otorrino e doutora em fonoaudiologia) dos diagnósticos e os reagrupamentos, de parte desses, decorrentes das análises estatísticas que avaliaram 7 descritores e a combinação dois a dois (quinze pares) das classes de patologias individuais.

Após análise estatística (análise das combinações dos quinze pares de patologias), um novo rearranjo com as patologias com maiores chances de separação foi considerado (REARRANJO 2). Este grupo foi formado por Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos. A base refinada pelos ensaios estatísticos e de

classificação após rearranjos permitiu gerar uma combinação viável – comprovada pelas análises com classificadores.

5.2.1 GRUPOS PRINCIPAIS

Os grupos principais são os grupos base das amostras de vozes que serviram nas principais caracterizações do presente estudo. A constituição dos seis últimos, denominado de ALLP, foi realizada pelas análises dos especialistas (locais e utilizando-se do arranjo de vozes categorizado como EDEMA, mesma base KAY, em COSTA, 2008). Estes que realizaram a análise dos descritores das vozes e as anotações lá indexadas quanto aos diagnósticos – com até 8 anotações sobre a mesma voz – e, por conseguinte, endossando qual daquelas prevaleceu para esses casos.

Na Tabela 5.2, o total de vozes e o percentual das classes podem ser vistos.

Tabela 5.2 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).

#	Grupo	VOZES	PERC (%) Nr e AIIP	PERC (%) AIIP
0	Nr	53	29,12	-
1	PR	42	23,08	32,56
2	ED	31	17,03	24,03
3	RK	14	7,69	10,85
4	ND	12	6,59	9,3
5	PP	9	4,95	6,98
6	OP	21	11,54	16,28
	SOMA	182	100%	100%

Nominalmente:

1. Grupo Normal (Nr): sem presença de qualquer patologia,
2. Paralisia (PR): grupo com tal patologia,
3. Edema (ED)⁵: idem,
4. Reinke (RK): idem,
5. Nódulos (ND): idem,
6. Pólipos (PP): idem e
7. Outras Patologias (OP).

⁵ A classe EDEMA foi agregada de (COSTA, 2008), excetuando-se os 12 casos em que houve empate com a classificação nesta realizada por especialistas locais (médica otorrino e doutora em fonoaudiologia) e que fora arbitrada como vencedora do desempate.

5.2.1.1 TODAS AS PATOLOGIAS

Consiste na agregação das patologias consideradas. É abreviado como ALLP (PR, RK, ED, ND, PP, OP). Após os rearranjos de patologias, foram estruturadas em: 1) DEMP (PR, RK, ND, PP) ou PRxRKxNDxPP ou PRRKNDPP; e 2) DEMP2 (PR, RK, ND) ou PRxRKxND ou PRRKND).

Tabela 5.3 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).

Grupo	VOZES	PERC (%) Nr e AIP	PERC(%) AIP
Nr	53	40,77	-
PR	42	32,31	54,55
RK	14	10,77	18,18
ND	12	9,23	15,58
PP	9	6,92	11,69
SOMA	130 (53+77)	100	100

Tabela 5.4 – Distribuição percentual da base de vozes (REARR2).

Grupo	VOZES	PERC (%) Nr e AIP	PERC(%) AIP
Nr	53	43,8	-
PR	42	34,71	61,76
RK	14	11,57	20,59
ND	12	9,92	17,65
SOMA	121 (53+68)	100 (43,8+56,2)	100

Nominalmente:

1. Grupo Normal (Nr): sem a presença de nenhuma patologia,
2. Paralisia (PR): grupo com tal patologia,
3. Reinke (RK): idem,
4. Nódulos (ND): idem,
5. Pólipos (PP): idem.

5.2.1.2 GRUPOS DE PARES DE PATOLOGIAS

São os grupos dessas tomados dois a dois, ou seja, a combinação das 6 patologias, tomadas duas a duas. Para o grupo ALLP, são eles:

- | | | |
|--------------|---------------|---------------|
| I. PR x ED | VI. ED x RK | XI. RK x PP |
| II. PR x RK | VII. ED x ND | XII. RK x OP |
| III. PR x ND | VIII. ED x PP | XIII. ND x PP |
| IV. PR x PP | IX. ED x OP | XIV. ND x OP |
| V. PR x OP | X. RK x ND | XV. PP x OP |

Para o grupo DEMP e DEMP2, os pares são:

- I. PR x RK,
- II. PR x ND,
- III. PR x PP,
- IV. RK x ND,
- V. RK x PP,
- VI. ND x PP.

5.2.1.3 GRUPOS COMPLEMENTARES

São grupos que agregam as demais patologias diferentes da estudada. Por exemplo: Seja a Patologia PR (Paralisia), seu grupo complementar, CPR, é formado pelas Patologias na fala exceto a própria.

Para ALLP, tem-se: CPR: {ED, RK, ND, PP, OP}. Na Tabela 5.5, a distribuição de sinais das vozes pode ser vista.

Tabela 5.5 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes.

Grupo	VOZES
CPR	87
CED	98
CRK	115
CND	117
CPP	120
COP	108

Para DEMP e DEMP2, tem-se nas Tabela 5.6 e Tabela 5.7, a distribuição desses grupos.

Tabela 5.6 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes (REARR1).

Grupo	VOZES
CPR3 ou RKNDDPP	35
CRK3 ou NDPPPR	63
CND3 ou PPPRRK	65
CPP3 ou PRRKND	68

Tabela 5.7 – Distribuição percentual (classes complementares) da base de vozes (REARR2).

Grupo	VOZES
CPR3 ou RKND	26
CRK3 ou NDPR	56
CND3 ou PRRK	54

5.3 DESCRITORES

Do total de 29 descritores numéricos, 4 desses {Fftr, Fatr, FTRI, ATRI} foram desconsiderados nas análises (motivo: grande quantidade de vozes sem valores numéricos presentes) usando-se os *classificadores* RN e SVM e mais quatro {SPI, DUV, DVB, NVB} durante a fase envolvendo ACP (motivos: zero ou baixa entropia destes). Esses grupos foram rotulados de DESC29 e DESC25, respectivamente.

Na fase inicial de investigações estatísticas, foram selecionados 7 (sete) descritores para este estudo preliminar de forma empírica. Nesse intuito, foram escolhidos, a partir da consulta, seja por citação em pesquisas relacionadas (Jitter, Shimmer), seja por referenciais de limiares conhecidos na literatura científica ou de software na área (MDVP e PRAT). Dessa forma, os 7 foram eleitos e, doravante rotulados de EST7, constituíram-se como: *Shimmer* DB (ShdB), *Shimmer* (Shim), Jitter Absoluto (Jita), Jitter (Jitt), Quociente de Perturbação de Amplitude (APQ), Variação da Amplitude de Pico (vAm) e Índice de Fonação Suave (SPI).

Em seguida, novos descritores foram considerados após realização de sessões numéricas investigativas, para se avaliar a redução dos dados, por meio da técnica de Análise de Componentes Principais (ACP). Estas derivaram da seleção de variáveis a partir dos descritores presentes à base KAY originais (DESC29 ou DESC25) e serão designados por ACP2, ACP3, ... , ACP12, ..., ACP_i indicando, respectivamente, os *i* descritores mais proeminentes obtidos (pós ACP), em que *i* é um subconjunto do número dos totais desses considerados.

Os descritores presentes à base categorizada foram: Fo, To, Fhi, Flo, STD, PFR, Tsam, Jita, Jitt, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, ShdB, Shim, APQ, sAPQ, vAm, NHR, VTI, SPI, DVB, DSH, DUV, NVB, NSH, NUV, SEG, PER.

Com destaque (sublinhado), foram assinalados os sete usados na fase inicial de análise estatística (EST7) preliminar desta. Para um detalhamento do perfil completo de EST7 (distribuições, espalhamentos das medidas sumarizadas, testes de adequação à Normalidade, etc), ver APÊNDICE C.

5.4 ESTRATÉGIA PARA IDENTIFICAÇÃO DE PATOLOGIAS

O procedimento, descrito no Capítulo 4, Seção 4.2 , para um sistema de identificação que, tendo como entrada a presença de um sinal de voz digitalizado, gera o seu diagnóstico.

A estratégia adotada pode ser sistematizado em três estágios cujas premissas passam pelas perguntas e resultados das verificações a seguir.

I. Voz é Normal ou apresenta Patologias?

- a. Se voz é Normal, então FIM (*Voz Normal*).

II. Se voz com Patologia, ela é do tipo Paralisia ou outra?

- a. Se Patologia, então FIM (*Voz com Paralisia*).

III. Se outra, ela é do tipo Reinke ou é do tipo Nódulo?

- i. Se Reinke, então FIM (*Voz com Reinke*).
- ii. Se Nódulo, então FIM (*Voz com Nódulo*).
- iii. Se nem de Reinke e nem de Nódulo, então FIM (*Nada se pode falar, sobre esta voz analisada*).

Nas seções seguintes, esses estágios serão detalhados.

Estágios de Classificação (metodologia final após todos os levantamentos):

1. Vozes Normais (Nr) ou Patológicas (PRRKND)?
2. Vozes com Patologia Paralisia (PR) ou Demais Restantes (ND ou RK)?
3. Vozes com Patologia Reinke (RK)?
4. Vozes com Patologia Nódulo (ND)?

Caso nenhuma das assertivas anteriores pôde ser afirmativamente assinalada (quatro alternativas: Nr, PR, RK, ND), o sistema produz a seguinte saída: A voz analisada não é nem Normal, nem Paralisia, nem com Nódulos e nem com Edema de Reinke.

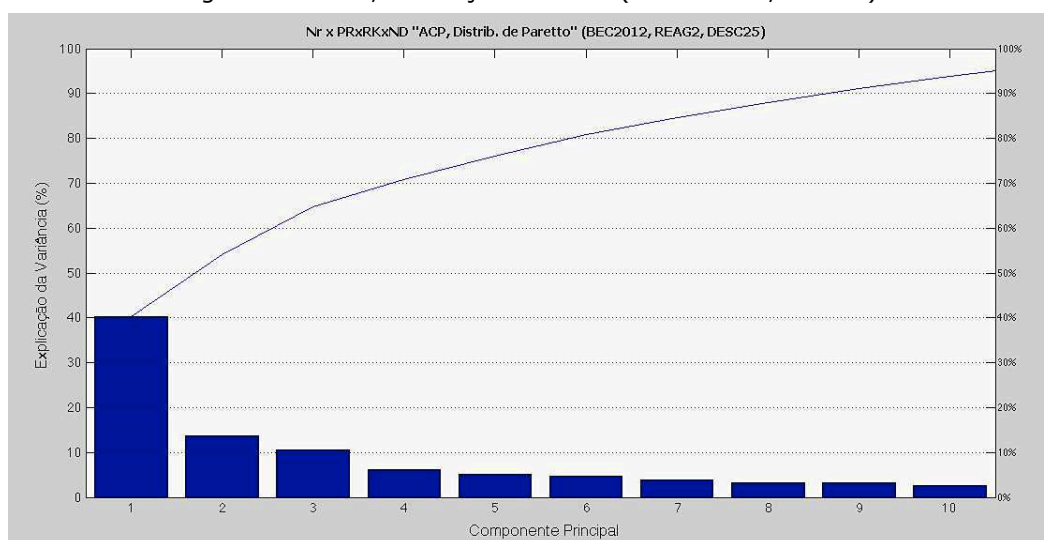
5.5 DESCRITORES ACÚSTICOS E ACP

Os resultados provenientes da análise estatística proporcionaram um novo rearranjo dos grupos com patologias (com descarte de três) e também originado das evidências sobre que combinações de descritores eventualmente se maximizaria maior identificação de patologias. Para isso, foram realizados mais levantamentos (após uso da técnica de redução da dimensionalidade pelo ACP) que pudessem comparar e, desejável, melhorar a acurácia das classificações.

5.5.1 GRUPO DO ESTÁGIO 1 (NR X PRRKND)

Na Figura 5.18, pode ser vista a distribuição acumulativa dos dez componentes. Os três primeiros explicam cerca de 65% da variabilidade total do conjunto total dos descritores para as patologias (PRRKND, DESC25).

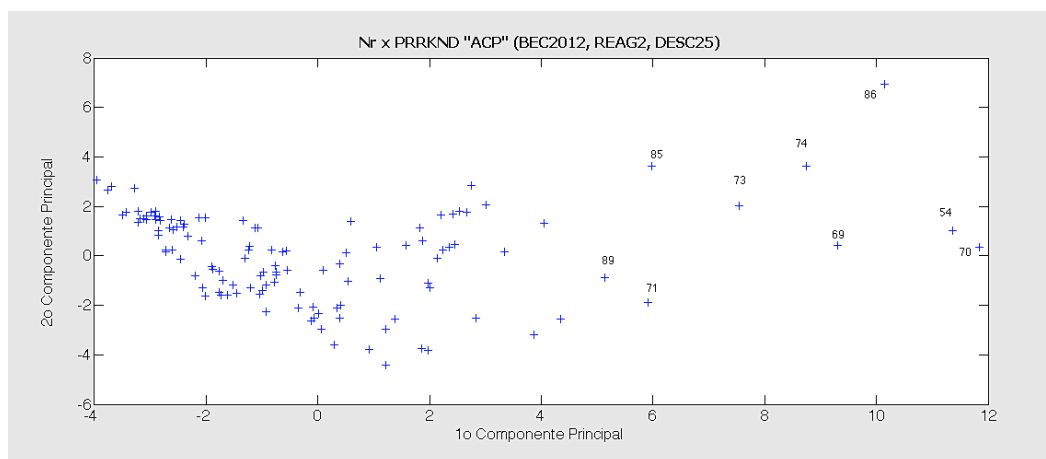
Figura 5.18 – ACP, distribuição de Pareto (Nr x PRRKND, DESC25).



Os dois componentes principais (1º e 2º) explicam cerca de 55% da variabilidade total enquanto que os três (1º, 2º e 3º), cerca de 65% dessa, etc.

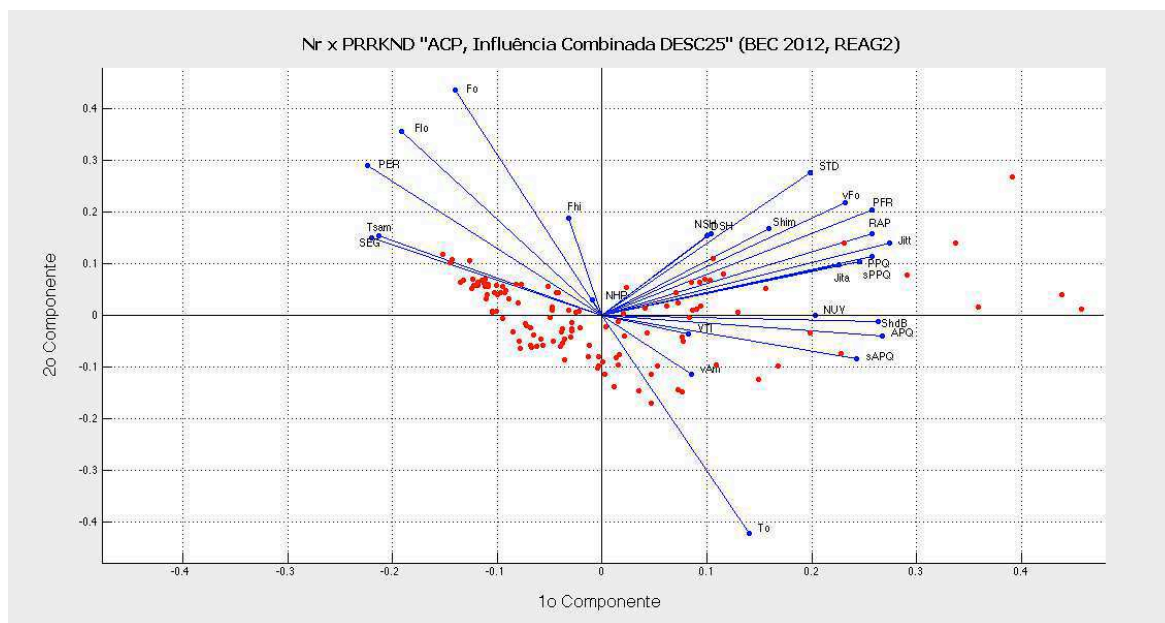
Na Figura 5.19, pode ser vista a normalização e centralização dos dois componentes principais dos dados (Nr x PRRKND, DESC25). Numerados estão os pontos que mais destoam dessa normalização diante dos descritores e todos são do grupo de Paralisia (neste grupo, entre os números de 54 até 95).

Figura 5.19 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (Nr x PRRKND, DESC25).



Na Figura 5.20, pode ser visto quais descritores no conjunto ponderam a variabilidade no grupo de patologias (Nr x PRRKND). Os pontos, de cor vermelha, são as vozes nos grupos. E os vetores, de cor azul, representam o vetor de suporte considerando duas dimensões (dois componentes principais). Para o primeiro componente (eixo x), os 6 de maior projeção são: Jitt1⁶, PFR2, RAP3, PPQ4, sPPQ5, vFo6. No segundo (eixo y): Fo7, Flo8, PER9, STD10, Fhi11, Tsam12.

Figura 5.20 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (Nr x PRRKND, DESC25).



⁶ O número adicionado, após o nome dos descritores, é para indicar o posicionamento original (após ACP) ao se realizar um ordenamento dos mesmos por ordem alfabética.

Observações ACP (Estágio 1, Presença do grupo Normal e PRRKND)

Um aspecto confirmado nesse gráfico é a *correlação entre alguns desses descritores (esperado) e sua manifesta expressão vetorial* quanto à variabilidade proporcionada por esses vetores no conjunto de dados.

- Os descritores Fo e To são inversamente proporcionais e, pelos vetores associados a esses, na dimensão que um contribui (força e direção) o outro simultaneamente o “anula”. Esse fato indica que se for escolher, diante de algum critério por esses dois descritores, que os dois não devem ser tomados em conjunto.

5.5.2 COMPONENTES PRINCIPAIS DO ESTÁGIO 2 (PR X RKND)

Este é o primeiro grupo que contém Patologias. Nas Figura 5.21 e Figura 5.22, podem ser vistos os espalhamentos dos dados dos descritores (PRRKND).

Figura 5.21 – Distribuição e *boxplot* do descritores acústicos (PRRKND).

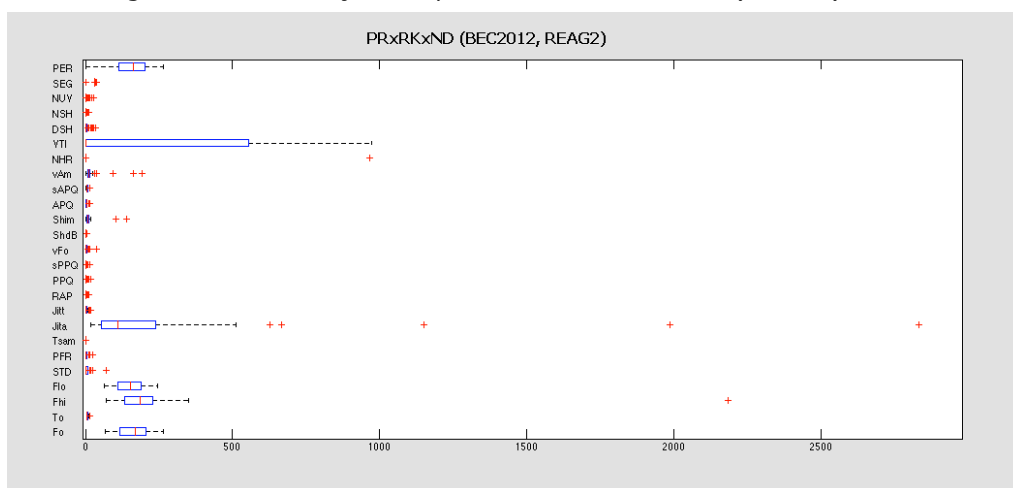
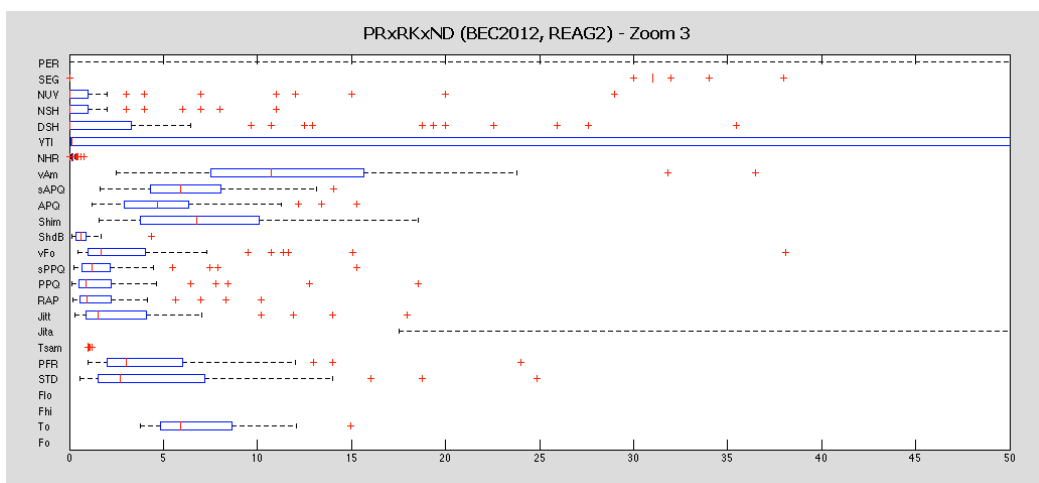


Figura 5.22 – Distribuição e *boxplot* do descritores acústicos (zoom 25x, grupo PRRKND).

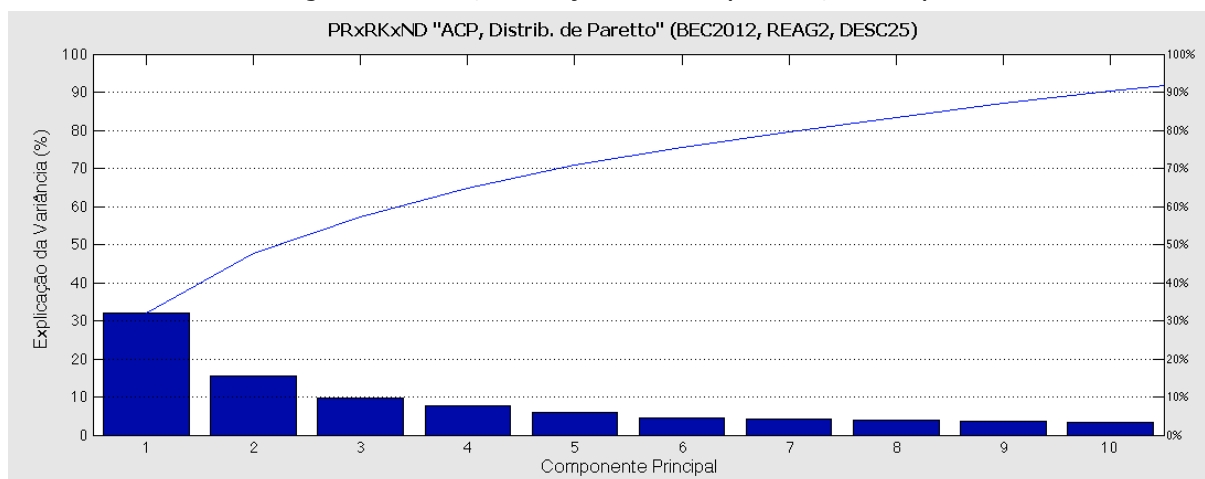


É possível observar, como já esperado após as análises estatísticas:

1. A presença de diversos pontos extremos (*outliers*) para parte dos descritores. Exemplos: Jitta, vFo, NUV, dentre outros;
2. A irregularidade (não normalidade) na distribuição dos dados em torno da média pela assimetria dos *boxplots*;
3. Variabilidade diferenciada, em valores relativos, para os descritores. Aqueles com maior são VTI, Jita, PER, Fhi, Fo, Flo.

Na Figura 5.23, pode ser vista a distribuição acumulativa dos dez componentes principais (após aplicação da técnica de ACP). Esses explicam cerca de 92% da variabilidade total do conjunto total dos descritores para as patologias (PRRKND, DESC25).

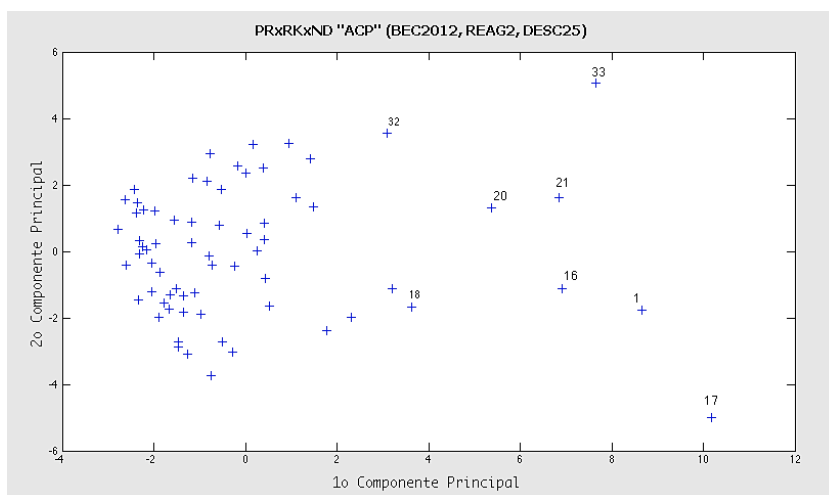
Figura 5.23 – ACP, distribuição de Pareto (PRRKND, DESC25).



Os dois componentes principais (1º e 2º) explicam cerca de 47% da variabilidade total enquanto que os três (1º, 2º e 3º), cerca de 58% dessa, etc.

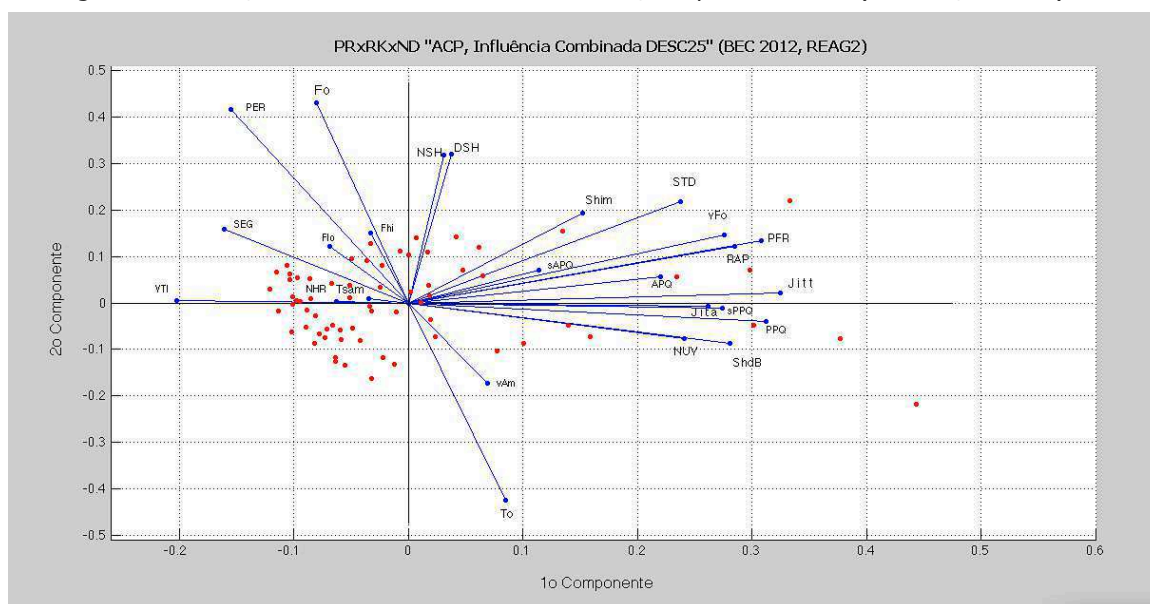
Na Figura 5.24, pode ser vista a normalização e centralização dos dois componentes principais dos dados (PRRKND, DESC25). Numerados estão os dados que mais destoam dessa normalização diante dos descritores e todos são do grupo de Paralisia (numerados neste grupo de 1 a 42).

Figura 5.24 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (PRRKND, DESC25).



Na Figura 5.25, podem ser vistos quais descritores no conjunto ponderam a variabilidade no grupo de patologias (PRRKND). Para o primeiro componente, os 6 de maior projeção são: Jitt1, PPQ2, PFR3, RAP4, ShdB5 e vFo6. No segundo: Fo7, PER8, DSH9, NSH10, STD11, Shim12.

Figura 5.25 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (PRRKND, DESC25).



Observações ACP (Estágio 2, PRRKND e Retirada do Grupo Normal)

A retirada nesse grupo do subgrupo das vozes Normais, afetou as combinações de vetores. Por exemplo:

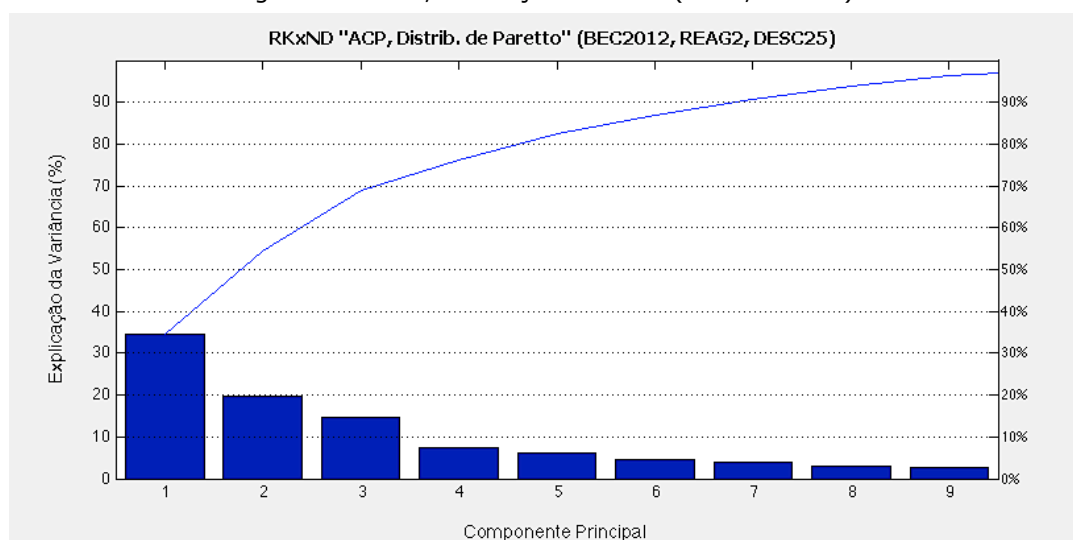
1. O vetor VTI mudou de sentido e de tamanho (neste estágio é bem menor e mais forte negativamente, principalmente ao CP1);

2. Dos cinco maiores vetores do estágio 1 {Fo, Flo, PER, Tsam e SEG} no 2º quadrante, Fo e Tsam sofreram redução maior de seu tamanho ao ser retirado o grupo dos sinais Normais nesse estágio. Este fato sinaliza que nas vozes com Patologias houve alterações desses parâmetros.

5.5.3 COMPONENTES PRINCIPAIS DO ESTÁGIO 3 (RK X ND)

Na Figura 5.26, pode ser vista a distribuição acumulativa dos nove componentes. Esses explicam cerca de 98% da variabilidade total do conjunto total dos descritores para as patologias (RKND, DESC25).

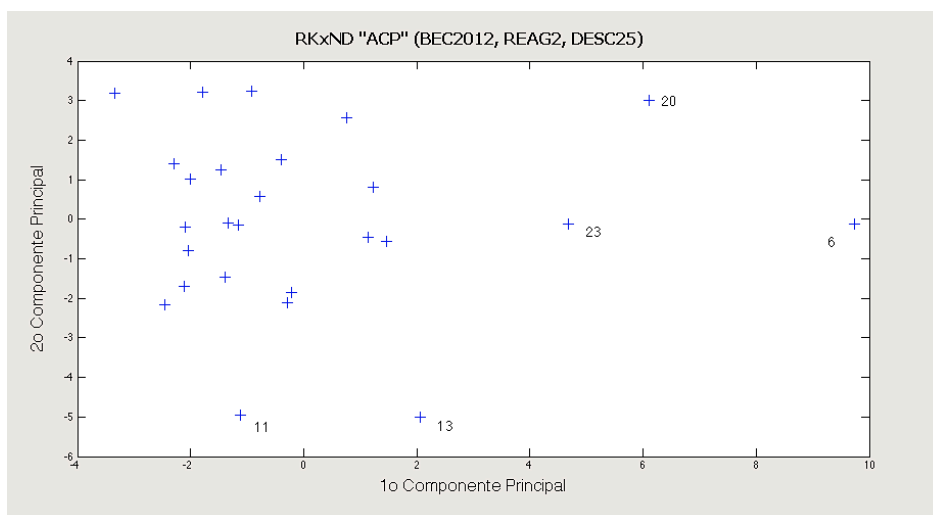
Figura 5.26 – ACP, distribuição de Pareto (RKND, DESC25).



Os dois componentes principais (1º e 2º) explicam cerca de 55% da variabilidade total enquanto que os três (1º, 2º e 3º), cerca de 70% dessa.

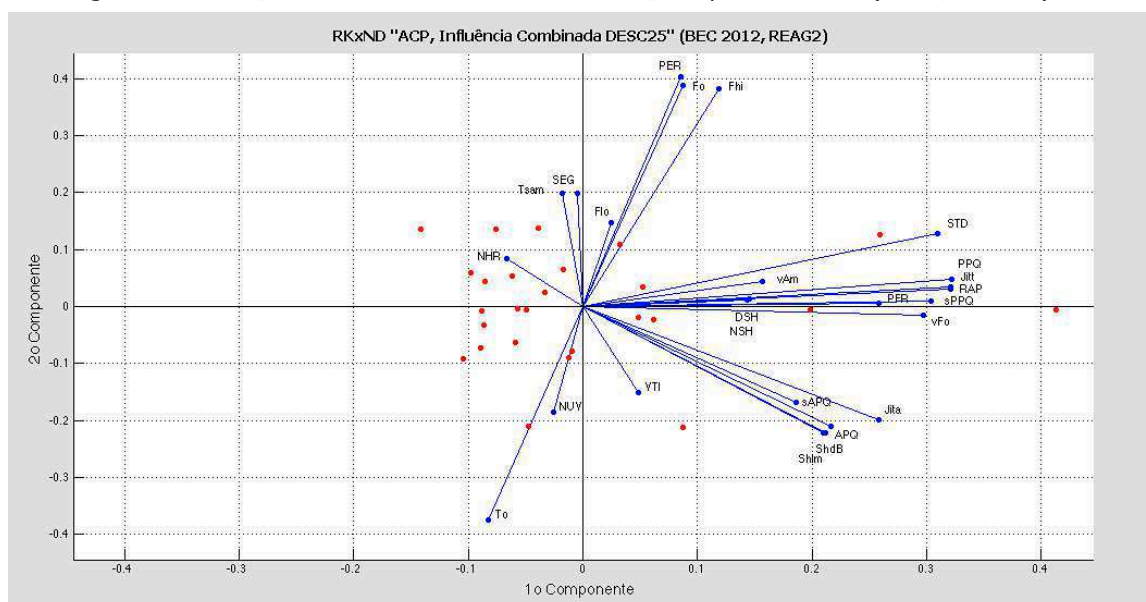
Na Figura 5.27, pode ser vista a normalização e centralização dos dois componentes principais dos dados (RKND, DESC25). Numerados estão os dados que mais destoam dessa normalização diante dos descritores. Neste grupo, os valores numéricos acima ou igual a 15 pertencem à classe dos nódulos: pontos 20 e 23. Para a classe de Reinke, abaixo de 15, tem-se os pontos 6, 11, 13.

Figura 5.27 – ACP, componentes 1 e 2 “valores extremos” (RKND, DESC25).



Na Figura 5.28, podem ser vistos quais descritores no conjunto ponderam a variabilidade no grupo de patologias (RKND). Para o primeiro componente (eixo x), os 6 de maior projeção são: PPQ1, Jitt2, RAP3, STD4, sPPQ5 e vFo6. No segundo (eixo y): PER7, Fo8, Fhi9, Tsam10, SEG11 e Flo12.

Figura 5.28 – ACP, influência combinada dos descritores, componentes 1 e 2 (RKND, DESC25).



Observações ACP (Estágio 3, RKND e Retirada do Grupo Paralisia)

A retirada nesse grupo do grupo das vozes com Paralisia, afetou também combinações de vetores. Por exemplo: Dos quatro maiores vetores (estágio 2, 2º quadrante) {PER, Fo, SEG, VTI}, restou apenas o SEG neste estágio. Isso pode evidenciar que, contra Reinke e Nódulos, as paralisias podem se diferenciar por esses descritores.

5.5.4 SÍNTESE DA VARIABILIDADE EXPLICADA PELOS COMPONENTES PRINCIPAIS

Na Tabela 5.8, uma síntese usando ACP, nos três estágios pode ser vista.

Tabela 5.8 – Síntese da variabilidade dos três componentes principais, grupo destoante e ACP12.

Estágio	Variabilidade Explicada: Componentes				Vetor mais destoante	ACP12 (ordem alfabética)
	CP1 %	CP2 %	CP123 %	ACP j %		
Nr x PRRKND	40	55	65	96 (j=10)	Paralisia	Fhi11, Flo8, Fo7, Jitt1, PER9, PFR2, PPQ4, RAP3, sPPQ5, STD10,
PR x RKND	32	47	58	92 (j=10)	Paralisia	DSH9, Fo7, Jitt1, NSH10, PER8, PFR3, PPQ2, RAP4, ShdB5, Shim12, STD11,
RK x ND	34	55	70	98 (j=9)	Reinke	Fhi9, Flo12, Fo8, Jitt2, PER7, PPQ1, RAP3, SEG11, sPPQ5, STD4, Tsam10,
					Contagem dos mais presentes descritores	{Fo, Jitt, PER, PPQ, RAP, STD, vFo} : comuns aos 3 estágios

Observações:

1. Os dois componentes principais (CP12) explicam entre 47% (pior caso, estágio 2) e 55% (dois casos). É cerca de pouco mais da metade (da variabilidade total) com apenas dois componentes. Ao se tomar os três (CP123), chegar-se-á a relevantes 2/3 da variabilidade total que pode revelar muito no objeto desta análise para seleção de variáveis para separação intra-patologias;
2. Quando presente, o vetor que representa a Paralisia é o mais destoante. Quando não, se sobressaem vetores com Reinke;
3. Contabilizando-se os descritores mais presentes em CP12 nos três estágios, chega-se a lista de {Fo, Jitt, PER, PPQ, RAP, STD, vFo}.

5.6 ABORDAGEM PRELIMINAR (SÍNTESE)

Os resultados proeminentes da parte estatística e preliminar (antes de ACP), detalhados nos Apêndices, foram aqui sintetizados:

1. Foram realizados levantamentos do perfil de dados acurados dos descritores escolhidos empiricamente, uso das medianas EST7 e testes de hipóteses apropriados relacionadas às perguntas de pesquisa para separação estatística dentre as classes usadas. Notadamente, separando-se as vozes Normais dos grupos de patologias (ALLP) e para as patologias individuais {PR, RK, ED, ND, PP, OP} também foi possível;

2. Estabeleceu-se um estudo estatístico da combinação e “potencial” de alguns descritores preliminares (EST7) quanto à estatística separação dos grupos considerados (base categorizada). Neste, observou-se para os agrupamentos:
 - a. Intra-patologias (ALLP) – Não foi encontrada evidência para separar simultaneamente dentre as Patologias Paralisia, Edemas, Reinke, Nódulos, Pólipos e Outras Patologias (Presbifonia, Disfonia, Paresia, Cisto e Granuloma);
 - b. Combinações de Pares (seis patologias, tomadas dois a dois) – Para a maioria das quinze separações estatísticas analisadas, houve pelo menos um descritor dos EST7, que confirmou ser possível a diferenciação de, pelo menos um, par considerado;
 - c. Identificação de Limiares Locais – Após extensa aplicação dos testes de hipótese acerca da diferenciação estatística das medianas dos grupos considerados, o teste produziu um valor, denominado de limiar local, próximos do valor presente na literatura (PRAAT, MVDP) acerca de limiares conhecidos de separação para a classe de anormalidade (presença de patologias). Esse fato (extrapolado como metodologia para outros cenários de patologias) pode ser útil por delimitar um entrecortes de limiares intra-patologias para diversos descritores.

5.7 ABORDAGEM COM CLASSIFICADORES

Nesta seção, são apresentados os resultados relacionados às perguntas principais da pesquisa validados com Redes Neurais Artificiais (RNA) e Máquina de Vetores de Suporte (SVM). Antes do uso de uma configuração dessas (ex. modelo para RN), foi realizado um levantamento preliminar para escolha de valores base inicial para a classificação.

5.7.1.1 METODOLOGIA PARA RN

Foi realizada uma investigação preliminar com testes controlados sobre alguns parâmetros da RN-MLP. A partir desta, os parâmetros foram definidos e as

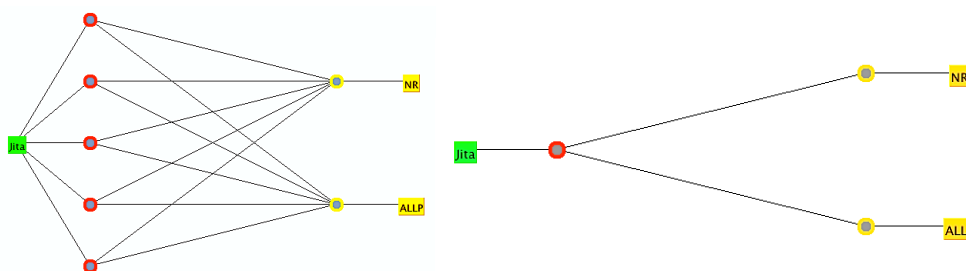
abordagens apresentadas foram realizadas (validação cruzada de 10 partes, descritores individuais, etc.). Na lista a seguir, destacam-se **em negrito** os valores mais encontrados após os ensaios para mais altas acurácias de CA para a classe principal.

- Camadas Escondidas: $\{\{0\}, \{1\}\}$. Zero indica uma camada escondida sem nenhum neurônio;
- Número de neurônios na camada escondida: Valores $\{\{0\}, \{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}, \{6\}\}$. De forma empírica, sugere-se o valor entre: $\frac{1}{2}$ (metade) da soma entre o número na entrada de dados e o da saída da classe ou $\frac{2}{3}$ (dois terços) deste valor
- Taxa de aprendizagem: Valores $\{\{0,0003\}; \{0,003\}; \{0,03\}; \{0,3\}\}$;
- Épocas ou tempo de Treinamento: Valores $\{250, 500, \mathbf{750}, 1000, 1250, \mathbf{1500}\}$;
- *Momentum*: Valor **0,2**;
- Validação Cruzada: **10**.

Na Figura 5.29, modelos de RNA implementados no WEKA.

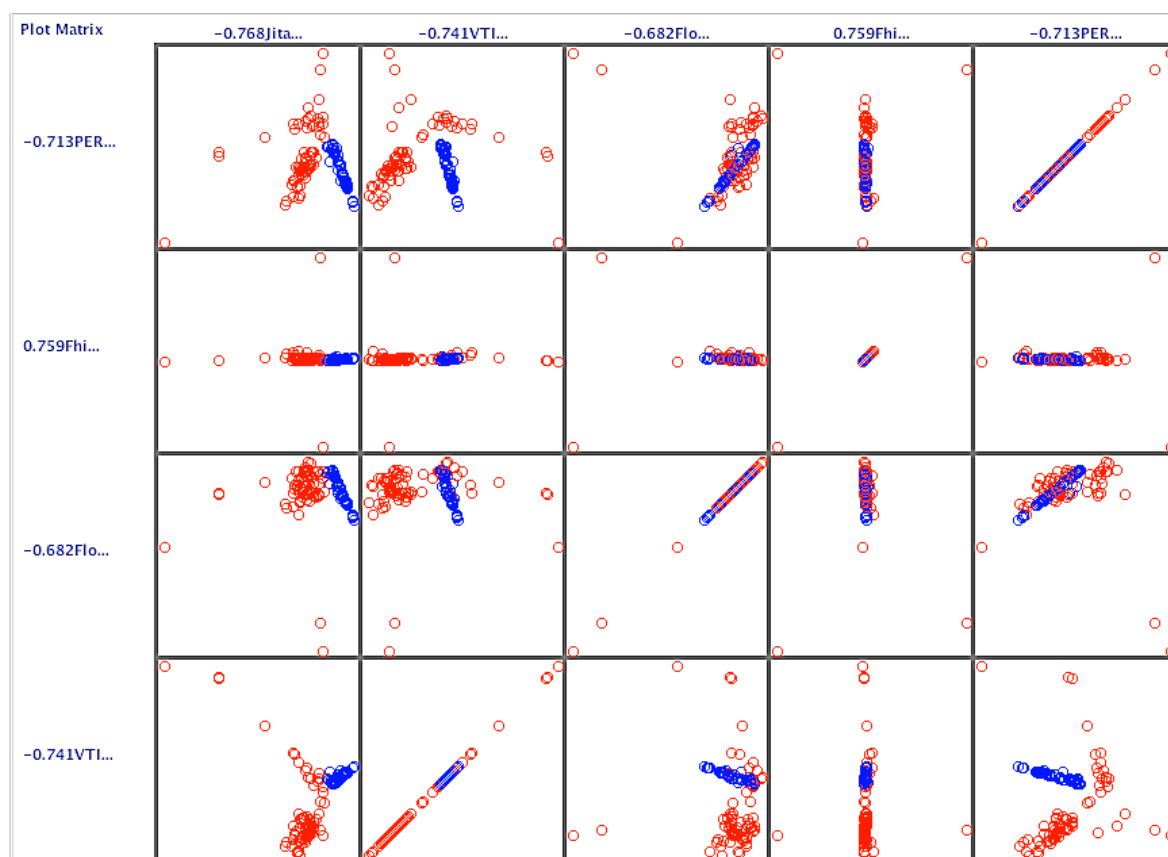
Figura 5.29 – Exemplo de MLP “duas camadas”.

Esq.: Duas camadas com uma escondida (com 5 neurônios) e Dir.: Uma camada ou duas com uma escondida (zero neurônios).



Na Figura 5.29, a separação entre as classes Nr x Demp (PRRKND) pode ser observada para várias combinações de alguns descritores (após ACP) pela nítida separação das classes representadas pelos círculos de cor: Azul (Nr) e Vermelho (PRRKND).

Figura 5.30 – Combinação de descritores para separação de classes Nr x PRRKND.



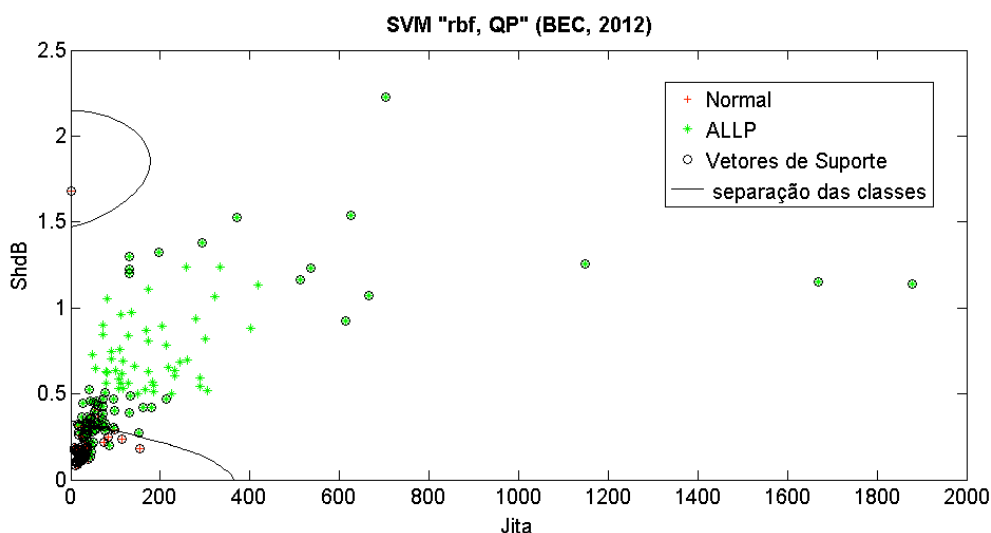
5.7.1.2 METODOLOGIA PARA SVM

De forma semelhante, o procedimento para validar as classificações deste foi o uso dos valores padrão para início dos ensaios no aplicativo Weka ou Matlab. Uma vez que se pôde obter alguns valores iniciais de acurácia global e para a classe principal, de forma sistematizada foram mudados os tipos de função de Kernel (valores RBF, sigmoide, polinomial, linear) e/ou o grau (valores 3 ou 4) algumas vezes até se ter a dimensão da obtenção dos 100% de CA para a classe principal. Quando se obtiveram as melhores acurácias, o esquema obtido foi anotado.

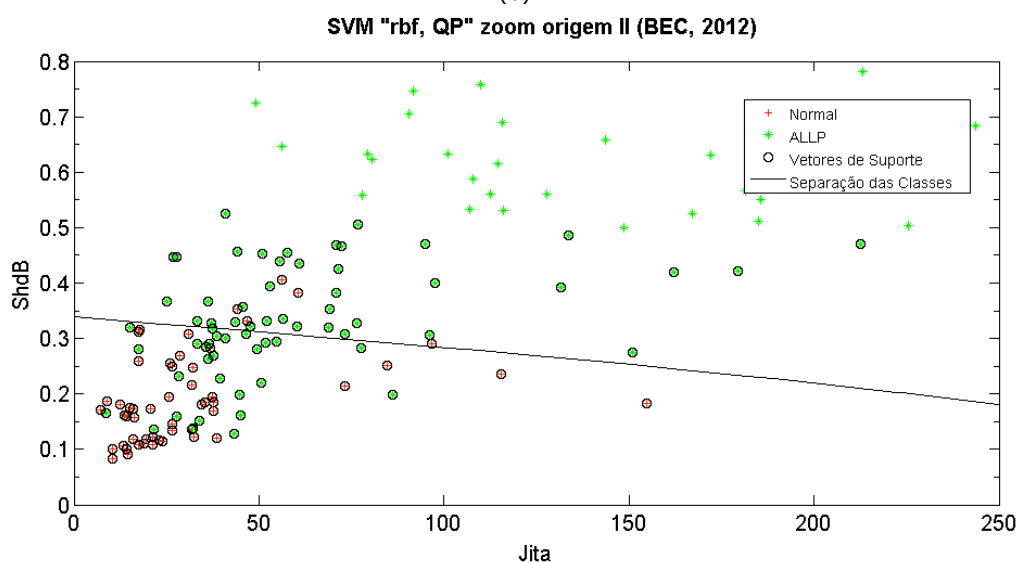
Na Figura 5.31, a separação entre as classes Nr x ALLP pode ser ilustrada com uso de SVM e dos descritor ShdB versus Jita.

Figura 5.31 – Máquina de Vetores de Suporte (SVM) entre classes Nr e ALLP (zooms diferentes).

(a)



(b)



Nessas, os pontos representados são os das vozes: Vermelho (Nr) e Verde (ALLP). Enquanto, os pontos – com círculo e volta, representam os vetores de suporte. Na Figura (a), há uma curva que encapsula as classes de cor vermelha e verde. Na Figura (b) com zoom aumentado para a parte inferior e esquerda, pode ser vista de forma mais clara a curva separando a maioria dos pontos por cima e abaixo desta.

5.7.2 CLASSIFICAÇÃO – APÓS OS REARRANJOS

Nas seções que se seguem, são apresentados os resultados da classificação, nos três estágios apresentados, com destaque – ordem invertida – para o rearranjo que obteve melhores resultados (REARR2) “Nr-PR-ND-RK”. Neles, os

classificadores binários encadeados foram executados e, sucessivamente, com o cálculo das corretas aceitações em software para Normal, Demais Patologias do rearranjo (Paralisia, Reinke, Nódulo, etc).

Ao final das tabelas, foi anotado o esquema do Weka considerado. Este representa os parâmetros e valores usados em cada algoritmo considerado sobre a base (redes neurais ou máquinas de vetor de suporte).

5.7.2.1 REARR1: NR-PR-RK-ND-PP

Esta análise apresentou resultados bem inferiores ao REARR2 para a classificação proposta (notadamente nos estágios finais, com a presença de Pólipo). Uma possível razão pode ser atribuída à baixa detecção da classe Pólipo dentre as outras patologias (PR, RK, ND) comparadas e já evidenciadas pelo estudo preliminar. Vide detalhes completos no APÊNDICE D – Classificação (pareadas e após REARRANJO).

5.7.2.2 REARR2: NR-PR-RK-ND

Nesta seção, os três estágios para se identificar Normal e Demais Patologias (PR, ND e RK), Paralisia e Demais 2 (ND e RK) e Dentro de Demais 2 (Reinke ou Nódulo) foram analisados por meio de classificadores antes e depois de ACP.

5.7.2.2.1 Estágio 1: Nr x Demp (PRRKND)

Na Tabela 5.9, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os descritores (após parâmetros iniciais definidos e com validação cruzada definida para 10). Após a ACP⁷, os descritores considerados mais relevantes foram: Jitt, PFR, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, Fo, Flo, PER, STD, Fhi, Tsam.

Tabela 5.9 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nr x Demais Patologias).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
---	------	---------	--------	----	----	------	-----	-----------	-----	---------	---------	-------	----

⁷ Evaluator: weka.attributeSelection.PrincipalComponents -R 0.95 -A 1. Search: weka.attributeSelection.Ranker -T -1.7976931348623157E308 -N -1.

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
1	DESC 29, MLP	99,2	0,8	1,000 0,985 0,992	0,015 0,000 0,006	0,981 1,000 0,992	1,000 0,985 0,992	0,991 0,993 0,992	0,983 0,983 0,983	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKND	a b <- classif. em 53 0 a = Nr 1 67 b = PRRKND
2	DESC 29, SVM	100	0	1,000 1,000 1,000	0,000 0,000 0,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKND	a b <- classif. em 53 0 a = Nr 0 68 b = PRRKND
3	ACP, MLP	100	0	1,000 1,000 1,000	0,000 0,000 0,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKND	a b <- classif. em 53 0 a = Nr 0 68 b = PRRKND
4	ACP, SVM	100	0	1,000 1,000 1,000	0,000 0,000 0,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKND	a b <- classif. em 53 0 a = Nr 0 68 b = PRRKND

Esquemas WEKA:

1,3: *weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 750 -V 0 -S 0 -E 20 -H a*

2, 4 : *weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 0 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-6,8,16,18-24,26-28; Instances: 121; Attributes: 13 {DIAG, PFR, Jita, Jitt, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, ShdB, APQ, DUV, SEG, PER}*

Com essas informações, a classificação “Normal e Demais patologias PRRKND” para a classe Normal (Nr) está assegurada, seja pelo classificador MLP (100%, ACP) ou pelo SVM (100%, ACP). A outra classe, após ACP, também foi classificada em 100% de CA⁸. Foi possível mostrar também a redução de descritores, para 12 {Jitt, PFR, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, Fo, Flo, PER, STD, Fhi, Tsam}, após uso de ACP na Seção 5.5.2 , e ainda obtenção do modelo que separa em 100% de CA para a classe Principal (Nr, nesse estágio).

5.7.2.2.2 Estágio 2: PR x DEMP2 (RKND)

Na Tabela 5.10, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os descritores. Após a ACP, os descritores foram: Jitt, PPQ, PFR, RAP, ShdB, vFo, sPPQ, NUV, DUV, Jita, APQ, STD.

Tabela 5.10 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias 2).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
---	------	---------	--------	----	----	------	-----	-----------	-----	---------	---------	-------	----

⁸ A classificação PRRKND, embora não decisória no presente estágio cujo objetivo é se identificar se é Normal, será verdadeiramente relevante nos próximos estágios (para Paralisia, Reinke e Nódulo).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
1	DESC29, MLP	61,8	38,2	1,000 0,000 0,618	1,000 0,000 0,618	0,618 0,000 0,381	1,000 0,000 0,618	0,764 0,000 0,472	0,000 0,000 0,000	0,793 0,793 0,793	0,876 0,680 0,801	PR RKND	a b <- classif. em 42 0 a = PR 26 0 b = RKND
2	DESC29, SVM	61,8	38,2	1,000 0,000 0,618	1,000 0,000 0,618	0,618 0,000 0,381	1,000 0,000 0,618	0,764 0,000 0,472	0,000 0,000 0,000	0,500 0,500 0,500	0,618 0,382 0,528	PR RKND	a b <- classif. em 42 0 a = PR 26 0 b = RKND
3	ACP12, MLP	61,8	38,2	1,000 0,000 0,618	1,000 0,000 0,618	0,618 0,000 0,381	1,000 0,000 0,618	0,764 0,000 0,472	0,000 0,000 0,000	0,785 0,785 0,785	0,881 0,635 0,787	PR RKND	a b <- classif. em 42 0 a = PR 26 0 b = RKND
4	ACP12, SVM	61,8	38,2	1,000 0,000 0,618	1,000 0,000 0,618	0,618 0,000 0,381	1,000 0,000 0,618	0,764 0,000 0,472	0,000 0,000 0,000	0,500 0,500 0,500	0,618 0,382 0,528	PR RKND	a b <- classif. em 42 0 a = PR 26 0 b = RKND

Esquemas WEKA:

- weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 750 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2 ; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29; Instances: 68; Attributes: 30*
- weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 2 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 80.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29; Instances: 68; Attributes: 30*
- weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R3-5,8-9,13,17-23,25-26,28-29; Instances: 68, Attributes: 13, DIAG, Fo, STD, PFR, Jitt, RAP, PPQ, vFo, ShdB, Shim, DSH, NSH, PER*
- weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 3 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 80.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-5,8,16,18-24,26-27,29-30; Instances: 68; Attributes: 13*

Com essas informações, a classificação “Paralisia e Demais patologias 2 RKND” para a classe Paralisia (PR) está assegurada em 100% dos casos aqui apresentados. Foi possível mostrar também a redução de descritores, dos 29 para apenas 12 após uso de ACP, para ainda ótima classificação. Uma observação é válida: Mesmo para classe complementar não havendo ACERTOS, é suficiente a classificação para Paralisia, dado que nos outros estágios, efetivamente serão testadas as demais patologias Reinke e Nódulo.

5.7.2.2.3 Estágio 3: RK x DEMP3 (ND)

Na Tabela 5.11, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os descritores. Após a ACP, os descritores foram: PPQ, Jitt, RAP, STD, sPPQ, vFo, PER, Fo, Fhi, Tsam, SEG, Flo.

Tabela 5.11 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (ND x RK).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
1	DESC29, MLP	88,5	11,5	0,857	0,083	0,923	0,857	0,889	0,772	0,940	0,961	RK	a b <-- classif. em
				0,917	0,143	0,846	0,917	0,880	0,772	0,940	0,923	ND	12 2 a = RK
				0,885	0,111	0,888	0,885	0,885	0,772	0,940	0,944		1 11 b = ND
2	DESC29, MLP	53,8	46,2	1,000	1,000	0,538	1,000	0,700	0,000	0,679	0,708	RK	a b <-- classif. em
				0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,679	0,753	ND	14 0 a = RK
				0,538	0,538	0,290	0,538	0,377	0,000	0,679	0,729		12 0 b = ND
3	DESC29, SVM	53,8	46,2	1,000	1,000	0,538	1,000	0,700	0,000	0,500	0,538	RK	a b <-- classif. em
				0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,462	ND	14 0 a = RK
				0,538	0,538	0,290	0,538	0,377	0,000	0,500	0,503		12 0 b = ND
4	DESC29, SVM (polin5)	84,6	15,4	0,857	0,167	0,857	0,857	0,857	0,690	0,845	0,812	RK	a b <-- classif. em
				0,833	0,143	0,833	0,833	0,833	0,690	0,845	0,771	ND	12 2 a = RK
				0,846	0,156	0,846	0,846	0,846	0,690	0,845	0,793		2 10 b = ND
5	DESC29, SVM (linear1)	80,8	19,2	0,786	0,167	0,846	0,786	0,815	0,617	0,810	0,780	RK	a b <-- classif. em
				0,833	0,214	0,769	0,833	0,800	0,617	0,810	0,718	ND	11 3 a = RK
				0,808	0,189	0,811	0,808	0,808	0,617	0,810	0,751		2 10 b = ND
6	ACP12a, MLP	80,8	19,2	0,714	0,083	0,909	0,714	0,800	0,637	0,935	0,950	RK	a b <-- classif. em
				0,917	0,286	0,733	0,917	0,815	0,637	0,935	0,932	ND	10 4 a = RK
				0,808	0,177	0,828	0,808	0,807	0,637	0,935	0,942		1 11 b = ND
7	ACP12b, MLP	53,8	46,2	1,000	1,000	0,538	1,000	0,700	0,000	0,607	0,647	RK	a b <-- classif. em
				0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,607	0,730	ND	14 0 a = RK
				0,538	0,538	0,290	0,538	0,377	0,000	0,607	0,685		12 0 b = ND
8	ACP12c, MLP	92,3	6,7	0,929	0,083	0,929	0,929	0,929	0,845	0,982	0,986	RK	a b <-- classif. em
				0,917	0,071	0,917	0,917	0,917	0,845	0,982	0,981	ND	13 1 a = RK
				0,923	0,078	0,923	0,923	0,923	0,845	0,982	0,984		1 11 b = ND
9	ACP12, SVM	53,8	46,2	1,000	1,000	0,538	1,000	0,700	0,000	0,500	0,538	RK	a b <-- classif. em
				0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,462	ND	14 0 a = RK
				0,538	0,538	0,290	0,538	0,377	0,000	0,500	0,503		12 0 b = ND

Esquemas:

- `weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.03 -M 0.5 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29; Instances: 26; Attributes: 30`
- `weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 750 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R8-9,25-26; Instances: 26 e Attributes: 30.`
- `weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 3 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29. KRNFACT: SIGMOIDE.`
- `Schema: weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 1 -D 5 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R8-9,25-26. KRNFACT: Polinomial de grau 5.`
- `weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 0 -D 1 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R8-9,25-26`
- `weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.03 -M 0.5 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-5,8,10,19-30; Instances: 26; Attributes: 10`
- weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 750 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R8-9,25-26-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R7,9,15-28-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R3; Instances: 26; Attributes: 13
- `weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 3 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1; Relation: DIAG-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-4,11-12,28-29-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R2-5,8,10,19-30 KRNFACT: SIGMOIDE E POLINOMIAL`

Com essas informações, a classificação “Nódulo e Reinke” para a classes ND e RK foi possível em dois passos.

- O primeiro foi possível em 100% de CA para RK (vide ACP, SVM) OU (DESC29 e MLP e SVM). Da tabela, Linhas #2 e #3.

2. O segundo, para 91,7 % de CA para ND com (MLP) ou 83,3% de CA para ND com SVM (Kernel Linear, grau 1).

Mostrou-se também a redução de descritores, dos 29 para apenas 12 após uso de ACP, para ainda classificação.

Na Tabela 5.12, encontram-se os resultados síntese dos estágios REARR2.

Tabela 5.12 – Resultados dos Estágios para Classificação, REARR2.

ESTÁGIO	GRUPO	CA1 [%]	CA2 [%]	MÉTODO(S)	DESC (PÓSACP)	OBS
1	Nr x PRRKND	100	100	ACP, MLP ou SVM	Jitt, PFR, RAP, PPQ, sPPQ, vFo, Fo, Flo, PER, STD, Fhi, Tsam	100% de Correta Aceitação para Nr já se torna suficiente no processo global. Extra: 100% de CA (PRRKND).
2	PR x RKND	100	0	ACP, MLP ou SVM	Jitt, PPQ, PFR, RAP, ShdB, vFo, sPPQ, NUV, DUV, Jita, APQ, STD	100% de Correta Aceitação para PR já se torna suficiente no processo global.
3	RK x ND	100	91,5	ACP, MLP e SVM combinados.	PPQ, Jitt, RAP, STD, sPPQ, vFo, PER, Fo, Fhi, Tsam, SEG, Flo	Duas operações são necessárias para decidir entre RK e ND. No primeiro, obtem-se 100% DE CA; já no segundo, 91,7% (SVM ou MLP)
				Descritores que mais ocorreram Nos 3 estágios (contagem)	Fo, Jitt, PER, PPQ, RAP, STD, vFo: 3x Fhi, Flo, PFR, sPPQ,	

Com esse rearranjo (REARR2) – possível após levantamentos estatísticos, foi possível mostrar uma metodologia com redução de dados (ACP) para separar com acurácia de 100 % entre os grupos Normal, Paralisia e Reinke. Deste último, para Nódulo com 91,7 % de acurácia (no último estágio).

5.8 DISCUSSÃO

5.8.1 ASPECTOS PONTUAIS

Neste capítulo, foram registrados os resultados dos refinamentos da base (consolidada para a após os reagrupamento) e dos descritores (pós ACP), investigações estatísticas e com classificação (reconhecimento de padrões). Em resumo:

1. A base, após o rearranjo das patologias mais diferenciáveis (PRRKND), facilitou o aumento da acurácia com uso dos classificadores binários encadeados;
2. A ACP permitiu um posicionamento com redução da dimensionalidade do número e também da possibilidade de escolha de alguns descritores que ainda mantiveram a classificação elevada de separação intra patologias;
3. Com relação aos classificadores empregados, RN ou SVM, ambos puderam ter desempenhos próximos, após os rearranjos finais, que se aplicaram na construção dos modelos validados. Dentre esses aspectos, cumpre-se registrar:
 - a. Na aprendizagem de máquina por meio de redes RN-MLP, destacam-se:
 - i. Um modelo⁹ suficiente, na maioria dos ensaios, foi possível de se obter para o quê se buscava para as classificações binárias (a identificação de, pelo menos, Correta Aceitação de 100% para a primeira classes nos estágios). Ao atingir esse ponto após eventualmente um ajuste nos parâmetros internos da RN, os valores das medidas de desempenho foram tabulados, os esquemas então registrados e as considerações foram assinaladas nas seções apropriadas;
 - ii. Após realização da técnica de ACP, a obtenção da acurácia supracitada também foi obtida com a nova seleção de descritores. Em vários casos, de forma mais rápida (com poucos ensaios ou mudanças nos parâmetros internos dos classificadores).

⁹ Os esquemas com um valor apropriado para separação foram anotados frequentemente abaixo das tabelas de resultados.

b. Na aprendizagem de máquina por meio de SVM, destaca-se que: Na quase totalidade dos ensaios, um modelo desse tipo rapidamente sempre oferecia 100% de CA para a primeira classe.¹⁰

2. Da identificação da Anormalidade (diferenciação para o grupo de Patologias): Seja da classe Normal para todas as Patologias Individuais, foi possível mostrar existir diferenciação tanto estatística quanto por classificadores.

É possível, tanto estatisticamente quanto usando classificadores, separar as vozes normais (esperado). Para intra patologias, com alguns pares estatisticamente (incluindo RK, PR, ND e ED), isto também foi possível.

Para o reagrupamento com Nr, PR, RK e ND (REARR2), com redução de dados (ACP), foi possível a separação – com acurácia de 100 % entre os grupos Normal, Paralisia e Reinke. Ao envolver este último e Nódulo, é de 91,7 % de acurácia de CA (no último estágio).

5.8.2 ASPECTOS GERAIS

Considerando os pressupostos do Capítulo 4 e os resultados deste capítulo, foi possível mostrar várias das abordagens além de reforçar indícios prósperos dessas abordagens. As implicações disto serão detalhadas nas próximas seções.

5.8.2.1 ESTRUTURAÇÃO DAS PATOLOGIAS COM ESPECIALISTAS (DIAGNÓSTICOS)

Esta base – desde a estruturação (do diagnóstico por especialistas) – mostrou-se promissora (por exemplo, quando confirmou certos limiares por análises estatísticas nesta pesquisa). Novos experimentos, análogos aos aqui já demonstrados, poderão também sinalizar limiares efetivos na delimitação dos limiares intra patologias.

¹⁰ Esse modelo tinha como Kernel a função SIGMÓIDE ou de Base Radial (RBF), de grau 3, esta última padrão no WEKA.

5.8.2.2 SEPARAÇÃO DA NORMALIDADE E INTRA-PATOLOGIAS

A base, fruto do reagrupamento que permitiu separar as Vozes entre Normal das com Patologias e dentro dessas (Paralisia, Reinke e Nódulo) – além de ter sido preponderante nas análises após a parceria de domínios (ciências médicas com as de computação), pode ser aprimorada com mais vozes ou com a ampliação evidenciada de mais grupos heterogêneos para novas análises no terreno intra-patologias.

5.8.2.3 CARACTERIZAÇÃO DE ANORMALIDADE (PATOLOGIAS NAS VOZES)

Uma vez que se obteve, a partir dos testes estatísticos (diferenças do grupo Normal para os grupos com patologia), confirmação de limiares locais e evidências sobre as possíveis combinações de descritores, a pesquisa tomou novos rumos. Ou seja, rearranjar os grupos de patologias com aqueles grupos em que a estatística atestou separação apesar de contar com os 7 descritores (DESC7) inicialmente trabalhados.

5.8.2.4 DIFERENCIAÇÃO INTRA-PATOLOGIAS (PARALISIA, REINKE E NÓDULOS)

Neste domínio, há várias abordagens decorrentes da base validada (separação entre vozes Normal, Paralisia, Reinke e Nódulos), indícios fortes da redução da dimensionalidade quanto à possibilidade de maior expressão e uso do poder combinado dos descritores para caracterizar de forma mais acurada quais conjuntos, como também o custo operacional, para promover essas mesmas ou novas separações intra-patologias.

Também foi possível mostrar a redução de dados no processamento, devido ao uso de ACP, por meio das classificações apresentadas ora usando o conjunto menor de dados ora usando-se os cerca de 12 descritores tomados após inspeção dos vetores dos descritores nos diagramas com os dois componentes principais.

Ambos os classificadores foram relevantes, tiveram altas taxas de acurácia para a classe principal pretendida e, encoraja-se, seu uso em conjunto para aumentar a robustez de um sistema automatizado a ser implementado. Algumas de suas diferenças foram: a) RN-MLP – Funcionou sempre e com boa acurácia! Porém requereu várias ensaios e treinamentos (sempre com validação

cruzada com valor 10) para conhecimento *a priori* de um valor teto de acurácia inicial. Este, balizado pela sistematização das mudanças nos parâmetros internos e um controle para se fixar o modelo final a ser implementado (considerado), foi realizado antes e depois da ACP para os descritores; e b) SVM – Sua resposta foi a mais precisa, no pior caso e na maioria das vezes encontrou-se um modelo para identificar a classe principal. Contudo, essa técnica não funcionou em todas as situações desejadas e também requereu, embora em proporção bem menor comparado com RN-MLP, um mínimo de experimentação na escolha da função Kernel ou do grau avaliado.

5.9 DISCUSSÃO

Um ponto base neste capítulo retomou os caminhos promissores às próprias origens desta pesquisa. Da parceria iniciada entre as ciências (médicas, de computação e de engenharia), os desdobramentos partiram de múltiplas áreas do conhecimento científico (Inferência Estatística, Reconhecimento de Padrões, Inteligência Artificial) para a aplicação de técnicas pertinentes ao tema (Levantamentos estatísticos do perfil das distribuições consideradas e a aplicação de testes apropriados, Redução da dimensionalidade de dados por ACP, Aprendizagem de Máquina Supervisionada, etc).

CAPÍTULO 6 – CONSIDERAÇÕES FINAIS

6.1 INTRODUÇÃO

Na pesquisa ora descrita, apresentou-se um modelo que obteve êxito na separação entre os grupos Normal, Paralisia, Reinke e Nódulo. Esse com acurácia entre cerca de 92% (pior caso para Nódulos e Reinke) até 100% (maioria das separações envolvendo Normal, Paralisia e Edema de Reinke). Não obstante isso, a obtenção de uma base de vozes, categorizadas pelos especialistas, aliada a múltiplas abordagens realizadas (estatísticas, por meio de reconhecimento de padrões com classificadores e ACP) proporcionaram descobertas relevantes senão a instigar em novos e motivadores caminhos no terreno intra patologias – além dos obtidos nesta pesquisa.

6.2 INFLUÊNCIA DA BASE DE DADOS

Os resultados apresentados nesta pesquisa são fruto de variáveis combinadas cuja procedência se dá na base de vozes original (KAY-ELEMENTRICS, 1994). Esta, contudo, é uma base comercial, mesmo embora sendo usada por diversos pesquisadores de renome na área, e como qualquer ferramenta, contém suas restrições e seus benefícios. Uma dessas positivas é dispor de um estoque grande de patologias ou sintomas representadas. No entanto, também um dos limites é a presença de diversas patologias ou sintomas associados (quadro patológico complexo) indexado para uma mesma pessoa (voz). Fato esse que – devido à presença de especialistas e da parceria interdisciplinar – materializou um diagnóstico mais preciso (do ponto de vista médico) e resultou na agregação dos seis grupos de vozes aqui considerados. Para ilustrar:

Antes dos especialistas,

“o grupo de vozes afetadas por edema era composto por 43 vozes considerando os dados brutos catalogados. Destas 43, apenas três são diagnosticadas como sendo afetadas “apenas” por edema. Todas essas demais têm mais alguma patologia presente. Alguns dos sinais de voz afetados por edema têm, além do edema, mais cinco referências à condições presentes (resultados talvez de análises por outros exames). O arquivo de voz afetada por paralisia DMG24AN, por exemplo, é afetado por nódulos, artrite cricoaritenóidea, hiperfunção, trauma de intubação, trauma de laringe, e restrição da movimentação das aritenoides” (BRANDT, 2012).

Após a análise dos especialistas – para o quadro supracitado, houve o diagnóstico clínico dentre as apresentadas (carimbo) daquela patologia mais prevalente segundo a otorrinolaringologia e a fonoaudiologia consultadas. Dessa forma, pôde-se montar os seis grupos desta pesquisa (cinco grupos indexados pelos Drs. Lavínia Brandão e Valéria Brandão e outro grupo da pesquisa de COSTA, 2010) e que foi denominado de base KAY (BEC, 2012) em alusão às iniciais dos seus responsáveis (Brandão, Espínola e Costa).

Outro aspecto que circunda a extensão das descobertas aqui realizadas é o número pequeno de vozes presentes e o desbalanceamento dos sinais das vozes categorizados nesta base KAY. Como citado por (BRANDT, 2012):

“Outra restrição presentes é a pequena quantidade de amostras de cada patologia distinta. Por exemplo, há 53 vozes saudáveis. Se apenas uma voz saudável for classificada erroneamente resulta em um erro percentual de quase 2%. Levando em consideração 42 vozes com paralisia (maior grupo dos sinais das vozes com patologias), uma voz classificada erroneamente resulta em um erro maior que 2%”.

Dessa forma, o pior caso considerado neste são as 9 vozes com Pólipos. Mas se for considerada a soma de todas as vozes utilizadas ($53+42+31+14+12+9+21=182$), então uma voz classificada erroneamente resulta em um erro de apenas 0,55%. Além disso, esta classe é composta exclusivamente de pessoas do gênero Feminino¹¹.

6.3 RESUMO DA PESQUISA

Um total de 182 (cento e oitenta e duas) vozes gravadas da vogal sustentada \a\ e os respectivos descritores compuseram o universo de vozes estudado (base). Deste, com ajuda de especialistas, parte foi formada pelo grupo Normal [53 vozes] e o restante se distribui em grupos que continham a presença das seguintes Patologias: 53 vozes normais, 42 vozes afetadas por paralisia, 31 vozes afetadas pela presença de edemas, 14 vozes com edema de Reinke, 12 vozes com a presença de nódulos, 9 com a presença de pólipos e 21 vozes afetadas por outras patologias (grupo preliminar de estudo). As vozes foram

¹¹ Este fato influencia diretamente os descritores que levam em consideração ou derivam da frequência fundamental (F_0 , por exemplo). Diante do natural viés, para o caso dos Pólipos é para o lado Feminino, torna a comparação menos justa desta classe com outras que possuem uma maior equidade entre o número de vozes entre Feminino e Masculino.

classificadas em vozes normais (saudáveis) e houve uma diferenciação entre vozes patológicas, por reconhecimento de padrões com classificadores, seja por Rede Neural MLP ou Máquina de Vetores de Suporte, com acurácia de cerca de 92% (pior caso) até 100% (maioria) para as patologias de Paralisia, Reinke e Nódulo. Além disso, foi possível demonstrar uma redução de dados ao processamento após a técnica de Análise de Componentes Principais (ACP), utilizando vetores de características, descritores, formado por elementos paramétricos com tamanho de 29 (DESC29¹²) a até alguns (pós ACP) descritores.

6.4 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES

Nesta pesquisa, uma análise combinada (por patologias e por combinações orientadas com descritores escolhidos) foi utilizada na classificação de vozes como saudáveis ou patológicas (e, posteriormente, dentro do campo das patologias). Estudos de outros autores abordam características paramétricas na discriminação de vozes, mas não utilizam um estudo combinado por influência individual ou de grupo desses descritores associados.

Este estudo utilizou, além da parte estatística e seus efeitos (estudos dos pares, novos reagrupamentos), mais de um classificador para validação e comparação destas abordagens.

Os resultados obtidos nos processos de classificação mostraram que o uso da combinação de descritores melhora o processo de discriminação entre vozes patológicas e saudáveis além de evidenciarem grupos que são mais diferenciáveis (Edema de Reinke e Paralisia). Porém, na discriminação entre patologias (todas integradas) considerando as analisadas, o ganho ainda não é claro. No entanto, mostrou-se ser possível separar dentre três {Paralisia de Reinke de Nódulo}. Foi possível realizar a compressão de dados com uso da Análise de Componentes Principais (ACP) em conjunto com a classificação.

De forma resumida:

¹² Em algumas análises (cálculos dos componentes principais por ACP), alguns descritores foram descartados devido a sua pouca variabilidade de dados. São eles: SPI, DUV, DVB e NVM.

1. A montagem dos grupos iniciais, com suporte de especialistas, foi relevante à área de pesquisa intra patologias, sobretudo, por permitir posteriores separações apesar do número de algumas dessas vozes (12 para nódulos); essa estruturação e confirmação de limiares de anormalidade também poderá ser explorada intra patologias, por exemplo;
2. A parte investigativa empírica e estatística dos descritores resultou em descobertas úteis (limiares e força de 'separação' dentre os grupos de patologias);
3. Uso da ACP e os novos rearranjos motivados pelas descobertas estatísticas proporcionaram uma revalidação relevante para separação por estágios para Normal e demais patologias (dentro destas, para Paralisia, Reinke e Nódulo)

Conclusão: A combinação de descritores e suas influências estatísticas, a identificação dos limiares a partir dos quais se estabelece a separação estatística e o uso combinando destes isolados ou na classificação por aprendizagem de máquina (reconhecimento de padrões) são promissores para um sistema que combine os descritores aqui considerados e a metodologia apresentada para a construção de um sistema automatizado de apoio clínico que possibilite prognósticos úteis para a determinação/indicação das patologias consideradas.

6.5 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Anotam-se, a seguir, algumas sugestões para pesquisas futuras.

6.5.1 QUANTO AOS DESCRITORES

1. Estender a análise dos três componentes principais (CP12 E CP123).
 - a. Dois componentes principais (CP12): *Avaliar os componentes CP12 entre os grupos Normal e Patologias individuais e entre as combinações de Patologias.* Identificar diferenças na variabilidade, efeitos e vetores entre essas combinações para novos testes nos classificadores.

- b. Três componentes (CP123): Devido ao fato destes explicarem, nesta base "NrPRRKND", a maior parte (2/3) da variabilidade total dos dados para os descritores, uma investigação comparativa (vetores dos descritores X grupos) do comportamento dos vetores, no espaço 3D, *com as retiradas das classes Normal (estágio 2), de Paralisia (estágio 3) e das patologias uma a uma*, poder ser bem relevante quanto ao entendimento das diferenciações desses grupos (notadamente efeitos da diferenciação de patologias por combinações de descritores).
2. Complementar à parte estatística, com a possível obtenção de novos limiares locais para outros descritores, obtidos após aprofundamento da ACP quanto aos descritores mais representativos, de forma a se poder estabelecer novas regiões de Anormalidade para esses mesmos descritores – em consonância com os parâmetros advindos da separação confirmada e extensão acrescida dos testes de hipótese – para esses mesmos descritores;
3. Complementar o item '2', para se obter os limiares intra patologias pela realização de novos experimentos, análogos ao aqui realizados de limiar local para Anormalidade, para se validar limiares a serem investigados, por exemplo, entre o grupo das Paralisias, para determinado descritor, e o grupo de Reinke;
4. Investigar a interseção dos descritores comuns (antes e depois de ACP ou tomados "um a um" para se levantar novas relações intra classes de patologias *versus* descritores recombinaados) para se confirmar as influências estatísticas para as novas classificações obtidas.

6.5.2 QUANTO À BASE DE VOZES

Com relação à base de vozes categorizada por especialistas (BEC, 2012) e validada na separação entre Paralisia, Edema de Reinke e Nódulos, são valiosos novos estudos:

1. Sem a inclusão de novas vozes às mesmas (suposição), seria interessante de se investigar – de forma mais aprofundada e criteriosa – as seguintes questões:
 - a. Dentro de um mesmo classificador, quanto e de que forma a combinação ou redução da dimensionalidade, promovida pela ACP, afetaria quantitativamente as taxas obtidas;
 - b. Uma análise mais acurada multifatorial poderia explorar os efeitos combinados entre a quantidade de descritores (fator 1) e a quantidade de vozes (variabilidade) dentro de determinado grupo de patologias (fator 2) para um limiar de classificação fixado.
2. Com a inclusão de novas vozes às classes existentes ou expansão controlada (validada também por especialistas), são questões pertinentes:
 - a. Em se tomando mais vozes para aumentar estatisticamente a equidade no número de vozes –por exemplo, do grupo de pólipos com o acréscimo da mesma quantidade do gênero Masculino e Feminino – e recalculando-se alguns dos descritores mais presentes ao longo dos inúmeros ensaios (digamos Jitt, PER, RAP), é possível alguma evidência de acréscimo na correta aceitação comparando-se com uma já experimentada – porém com pouco êxito.
 - b. Na possibilidade de novos grupos (exceto os já tratados aqui) acrescidos às classes de vozes Paralisia, Reinke e Nódulos, pode-se investigar novamente se, entre todas essas classes, se encontra a separação obtida e demonstrada nesta pesquisa.

Além disso, a construção de um software para tal fim se mostra promissora. Sugestões: Desenvolver a implementação desta pesquisa num smartphone (ou tablet) ou em um sistema de mesa (*Desktop*).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR NETO, B. G.; COSTA, S. C.; FECHINE, J. M.; MUPPA, M. "Acoustic Features of Disordered Voices Under Vocal Fold Pathology". **19th International Congress on Acoustics (ICA'07)**, Madrid, September 2007a. Disponível em: <http://www.sea-acustica.es/WEB_ICA_07/fchrs/papers/cas-03-003.pdf>.
- AGUIAR NETO, B. G., Signal Aufbereitung in Digitalen Sprachübertragungssystemen. **Doctor-Thesis**, Technische Universität Berlin, Germany, 1987.
- AGUIAR NETO, B. G.; FECHINE, J. M.; COSTA, S. C.; MUPPA, M. Feature Estimation for Vocal Fold Edema Detection Using Short-Term Cepstral Analysis. **Proceedings of the 7th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering**, 14-17 Oct., page(s) 1158-1162, 2007b.
- AGUIAR NETO, B. G.; COSTA, S. C.; FECHINE, J. M. LPC Modelling and Cepstral Analysis Applied to Vocal Fold Pathology Detection. **International Journal of Functional Informatics and Personalised Medicine**, Vol. 1, No 2, pp 156-170, september, 2008.
- BARROS, A. P. B.; CARRARA-ANGELIS, E. ; Rogério A. **Análise Acústica da Voz**. In: DEDIVITIS, Métodos de Avaliação e Diagnóstico de Laringe e Voz. São Paulo: Lovise, 2002. P. 201-221.
- BEBER, B. C.; CIELO, C. A. Características Vocais Acústicas de Homens com Voz e Laringe Normal. **Revista CEFAC**, [s.n.], 2010.
- BEHLAU M. S.; PONTES, P. **Higiene Vocal**. Rio de Janeiro: Revinter; 2001.61
- BEHLAU M. S.; PONTES, P. **Avaliação global da voz**. 2ª ed. São Paulo: EPPM; 1992. 66p.
- BEHLAU M. S.; PONTES, P; GONÇALVES I. Encaminhamento fonoaudiológico das disfonias. In: MARCHESAN IQ, Zorzi JL, Gomes ICD, Bolaffi C. **Tópicos em Fonoaudiologia**. São Paulo: Lovise: 1994. p.97-111.
- BEHLAU M. S.; **A voz que ensina**. Revinter: Rio de Janeiro; 2005. 68p.
- BEHLAU M. S.; **Voz, o livro do especialista**. Revinter: Rio de Janeiro; 2001.
- BERGMEIR, C; BENITEZ, JM (2012). **Neural Networks in R Using the Stuttgart Neural Network Simulator: RSNNS**. R package version 0.4-3, URL <http://CRAN.R-Project.org/package=RSNNS>.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais**: teoria e aplicações. 2a Edição. Rio de Janeiro, LTC, 2011.
- BRANDT, R.V. **Modelagem Acústica para Classificação De Vozes Patológicas Utilizando Análise Paramétrica e Não Paramétrica**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande, UFCG, Campina Grande – PB, Brasil. 2012.
- BROCKMANN-BAUSER M. ; DRINNAN M. J. "Routine acoustic voice analysis: time to think again?" **Current opinion in otolaryngology & head and neck surgery**, vol. 19, no. 3, pp. 165–170, 2011.

COSTA, W. C. A. **Análise dinâmica não linear de sinais de voz para detecção de patologias laringeas**. 176 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande. Campina Grande, PB. 2012.

COSTA, S. L. do N., **Análise Acústica, Baseada no Modelo Linear de Produção da Fala, para Discriminação de Vozes Patológicas**. 161 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande. Campina Grande, PB. 2008.

Evidence-based clinical voice assessment: a systematic review. **American Journal of Speech-Language Pathology** (AJSLP). Vol.22 212-226 May 2013. [http://dx.doi.org/10.1044/1058-0360\(2012/12-0014\)](http://dx.doi.org/10.1044/1058-0360(2012/12-0014)).

FANT, G. **Speech Acoustics and Phonetics [: Selected Writings]**, vol. 24. Springer, 2004.

DIAS, D. **Desenvolvimento de um IP Core de Pré-processamento Digital de Sinais de Voz para Aplicação em Sistema Embutidos**. 108 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB. 2006.

FECHINE, J. M. ; LELIS, F. G. ; TEIXEIRA, A. ; ESPÍNOLA, S. B. ; SPVR: An IP core for Real-Time Speaker Verification. In: **IP-SOC 2010, Grenoble. IP Based SoC Design Conference & Exhibition**. Conferência Grenoble, France, 2010. Disponível em <http://www.design-reuse.com/ipbasedsocdesign/v_2010-49.html>. Acesso em 10 fev. 2014.

FECHINE, J. M. Processamento Digital de Sinais de Voz: Curso de. Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação – **COPIN**. Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande. 2011. Notas de Aula.

FECHINE, J. M. **Reconhecimento automático de identidade vocal utilizando modelagem híbrida: Paramétrica e Estatística**. 212 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande. 2000.

FERREIRA, L.O.; **TRATADO DE FONOAUDIOLOGIA**. ISBN 85-7241-550-5 SÃO PAULO-SP, ROCA 2004.

FONSECA, E. S.; PEREIRA, J. C. "Normal versus pathological voice signals" **Engineering in Medicine and Biology Magazine**, IEEE, vol. 28, no. 5, pp. 44–48, 2009.

FONSECA, E. S.; GUIDO, R. C.; SILVESTRE, A. C.; PEREIRA, J. C. "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.

FRAILE, R.; SÁENZ-LECHON, N.; GODINO-LLORENTE, .J.I.; OSMARUIZ, V. ; FREDOUILLE. Automatic detection of laryngeal pathologies in records of sustained vowels by means of mel-frequency cepstral coefficient parameters and differentiation of patients by sex. **Folia Phoniatr Logop** 61:146-152 DOI: 10.1159/000219950, 2009.

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",

Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol. 53, no. 10, pp. 1943-1953, 2006.

HECHT-NIELSEN, R. *Theory of the Backpropagation neural network*. In. **Proceedings of international Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)**. Washington, USA: International Neural Network Society, 1989. V 1, p. 593-605.

HSIE, W. W. **Machine Learning Methods in the Environmental Sciences: Neural Networks and Kernels**. ISBN: 9780521791922. Cambridge University Press. 2009. 349p.

KASUYA – **Novel acoustic measurements of jitter and shimmer characteristics from pathological voice, Eurospeech '93**, p. 1973-1976, 1993.

KAY, **Massachusetts Eye & Ear Infirmary (MEEI) KAY** "Disordered Voice Database and Program, Model 4337", 1994.

KOHAVI, R. A study of cross validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection In **Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence**, 1995, pp. 1137-1143.

LIEBERMAN, P. Perturbations in Vocal Pitch. **The Journal of the Acoustical Society of America**, 33, n. 5, May 1961. 597-603.

VOZ. **Portal FonoLOPES (Portal da Fonoaudióloga formada pela PUC Minas)**. Disponível em <<http://www.fonolopes.com.br/blog/home/servicos/voz-2>>. Acesso em setembro de 2012.

LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. P. L. F. Introdução às Máquinas de Vetores de Suporte (*Support Vector Machines*). **Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação**. ISSN - 0103-2569. USP, São Carlos 2003.

MANFREDI, C. Adaptive Noise Energy Estimation in Pathological Speech Signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 47, November 2000. 1538-1543.

MARINUS, J. V. M. L. **Estudo de Técnicas para Classificação de Vozes Afetadas por Patologias**. 2010. 138 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, 2010.

MATLAB and Statistics Toolbox Release 2011b, The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.

MICHAELIS, D. – JASA 103(3), pp.1628-1639, 1998.

MICHAELIS, D., and STRUBE, H. W. – **Empirical study to test the independence of different acoustic voice parameters on a large voice database**. In Eurospeech '95, edited by J. M. Pardo, E. Enriquez, J. Ortega, J. Ferreiros, J. Macias, and F. J. Valverde, Vol. 3, pp. 1891-1894, 1995.

MICHAELIS, D., GRAMSS, T., and STRUBE, H. W. – **Glottal to noise e-citation ratio – a new measure for describing pathological voices**, 83, 700-706, 1997.

Mitchell, T. **Machine Learning**. McGraw Hill. 1997.

BOERSMA, P. ; WEENINK, D. PRAAT: **Doing phonetics by computer [Computer program]**. Version 5.3.64, < <http://www.praat.org>>. Último acesso em fevereiro de 2014.

R. R Development Core Team (2008). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0. <<http://www.R-project.org>>. Último acesso em fevereiro de 2014.

RABINER, L. R.; SCHAFER, R. W. **Theory and Applications of Digital Speech Processing**. Prentice Hall, 2011. 1056 p.

ROY, N.; BARKMEIER-KRAEMER T.; EADIE, J.; SIVASANKAR, M. P. ; MEHTA, D; PAUL, D., and HILLMAN. R; "Evidence-based clinical voice assessment: A systematic review," **American Journal of Speech- Language Pathology**, vol. 22, no. 2, p. 212, 2013.

SULICA, M. L.; **Portal para cuidado especializado para a voz**. "Specialized care for the voice." Disponível em: <<http://voicemedicine.com>>, Acesso em fevereiro de 2014.

TITZE, I. R. **WORKSHOP ON ACOUSTIC ANALYSIS**. Page 9. *National Center for Voice and Speech*. 1994.

STEVENS, K. N. **Acoustic Phonetics – Current Studies in Linguistics**. 2000.

VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. Springer-Verlag. 1995.

HALL, M.; FRANK, E.; Holmes, G.; PFAHRINGER, B.; REUTEMANN; P., WITTEN, I. H. **The WEKA Data Mining Software: An Update**; SIGKDD Explorations, Volume 11, Issue 1. 1999.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. 3ed. U.S.A. ISBN-13: 978-0123748560. Elsevier, 2011. 629p.

APÊNDICES

APÊNDICE A – DESCRIÇÃO DA BASE DE DADOS (KAY+ 2012)

A.1 BASE CLASSIFICAÇÃO KAY+ = KAY + ARRANJO DE PATOLOGIAS POR BEC (BRANDAO, ESPINOLA, COSTA) – 2012.

Nas tabelas Tabela A.13 até a Tabela A.19, estão descritas informações gerais das vozes usadas.

A.1.1 PACIENTES COM VOZ NORMAL

Tabela A.13 – Perfil das vozes do grupo Nr.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	AXH1NAL	29	F	N	English	White- not Hispanic
2	BJB1NAL	34	M	N	English	White- not Hispanic
3	BJV1NAL	52	F	N	English	White- not Hispanic
4	CAD1NAL	31	F	N	English	White- not Hispanic
5	CEB1NAL	43	F	N	English	White- not Hispanic
6	DAJ1NAL	26	F	N	English	White- not Hispanic
7	DFP1NAL	34	F	N	English	White- not Hispanic
8	DJG1NAL	37	M	N	English	White- not Hispanic
9	AXH1NAL	24	F	N	English	White- not Hispanic
10	DWS1NAL	32	M	N	English	White- not Hispanic
11	EDC1NAL	32	F	N	English	White- not Hispanic
12	EJC1NAL	44	M	N	English	White- not Hispanic
13	FMB1NAL	28	M	N	English	White- not Hispanic
14	GPC1NAL	40	M	N	English	White- not Hispanic
15	GZZ1NAL	47	M	N	English	White- not Hispanic
16	HBL1NAL	25	F	N	English	White- not Hispanic
17	JAF1NAL	31	F	N	English	White- not Hispanic
18	JAN1NAL	30	F	N	English	White- not Hispanic
19	JAP1NAL	40	F	N	English	White- not Hispanic
20	JEG1NAL	26	F	N	English	White- not Hispanic
21	JKR1NAL	43	F	N	English	White- not Hispanic
22	JMC1NAL	45	M	N	English	White- not Hispanic
23	JTH1NAL	31	F	N	English	White- not Hispanic
24	JXC1NAL	43	F	N	English	White- not Hispanic
25	KAN1NAL	55	M	N	English	White- not Hispanic
26	LAD1NAL	40	F	N	English	White- not Hispanic
27	LDP1NAL	22	F	N	English	White- not Hispanic
28	LLA1NAL	30	F	N	English	White- not Hispanic
29	LMV1NAL	43	F	N	English	White- not Hispanic
30	LMW1NAL	45	F	N	English	White- not Hispanic
31	MAM1NAL	39	F	N	English	White- not Hispanic
32	MAS1NAL	37	M	N	English	White- not Hispanic
33	MCB1NAL	28	F	Y	English	White- not Hispanic
34	MFM1NAL	28	M	N	English	White- not Hispanic
35	MJU1NAL	26	M	N	English	White- not Hispanic
36	M-B1NAL	24	F	N	English	White- not Hispanic
37	M-Z1NAL	28	F	N	English	White- not Hispanic
38	NJS1NAL	39	F	Y	English	White- not Hispanic
39	OVK1NAL	29	M	N	English	White- not Hispanic
40	PBD1NAL	40	F	N	English	White- not Hispanic

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
41	PCA1NAL	36	M	N	English	White- not Hispanic
42	RHG1NAL	59	M	N	English	White- not Hispanic
43	RHM1NAL	40	M	N	English	White- not Hispanic
44	RJS1NAL	46	M	N	English	White- not Hispanic
45	SCK1NAL	33	F	N	English	White- not Hispanic
46	SCT1NAL	39	F	N	English	White- not Hispanic
47	SEB1NAL	37	F	N	English	White- not Hispanic
48	SIS1NAL	36	M	N	English	White- not Hispanic
49	SLC1NAL	22	F	N	English	White- not Hispanic
50	SXV1NAL	38	M	N	English	White- not Hispanic
51	TXN1NAL	39	M	Y	English	White- not Hispanic
52	VMC1NAL	44	F	N	English	White- not Hispanic
53	WDK1NAL	39	M	N	English	White- not Hispanic

A.1.2 PACIENTES COM VOZ COM PARALISIA

Tabela A.14 – Perfil das vozes do grupo PR.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	ABB09AN	63	F	Y	English	White- not Hispanic
2	AJM05AN	70	M	N	English	White- not Hispanic
3	CAR10AN	66	F	Y	English	White- not Hispanic
4	CTY03AN	76	M	Y	English	White- not Hispanic
5	CTY09AN	75	M	Y	English	White- not Hispanic
6	DAC26AN	64	F	Y	English	White- not Hispanic
7	DJP04AN	43	M	N	English	White- not Hispanic
8	EDG19AN	80	F	?	English	White- not Hispanic
9	EEC04AN	52	M	?	English	White- not Hispanic
10	ESL28AN	70	F	Y	English	White- not Hispanic
11	HJH07AN	50	F	Y	English	White- not Hispanic
12	IGD16AN	69	F	N	English	White- not Hispanic
13	JFG26AN	53	M	Y	English	White- not Hispanic
14	JFN11AN	40	M	N	English	White- not Hispanic
15	JFN21AN	40	M	N	English	White- not Hispanic
16	JPP27AN	42	F	Y	English	White- not Hispanic
17	JTG18AN	65	F	?	English	White- not Hispanic
18	JxS01AN	70	M	Y	English	White- not Hispanic
19	JxS09AN	70	M	Y	English	White- not Hispanic
20	JXS23AN	77	M	Y	English	White- not Hispanic
21	KJB19AN	28	M	?	English	White- not Hispanic
22	KLC06AN	43	F	N	English	White- not Hispanic
23	KMC19AN	54	F	?	English	White- not Hispanic
24	KMC27AN	54	F	?	English	White- not Hispanic
25	KMS29AN	43	F	N	English	White- not Hispanic
26	LBA24AN	45	F	?	English	White- not Hispanic
27	LJS31AN	51	F	Y	English	White- not Hispanic
28	MEC06AN	29	F	?	English	White- not Hispanic
29	MEC28AN	32	F	?	English	White- not Hispanic
30	MNH04AN	19	F	N	English	White- not Hispanic
31	MNH14AN	19	F	N	English	White- not Hispanic
32	MPS09AN	42	F	N	English	White- not Hispanic
33	RAB08AN	69	F	Y	English	White- not Hispanic
34	RAB22AN	69	F	Y	English	White- not Hispanic
35	RAN30AN	71	M	Y	English	White- not Hispanic
36	REC19AN	69	F	Y	English	White- not Hispanic
37	RPJ15AN	57	M	Y	English	White- not Hispanic
38	SWB14AN	66	M	Y	English	White- not Hispanic
39	TAC22AN	65	F	Y	English	White- not Hispanic

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
40	TDH12AN	36	M	N	English	White- not Hispanic
41	TPS16AN	39	M	Y	English	White- not Hispanic
42	WDK47AN	47	M	Y	English	White- not Hispanic

A.1.1 PACIENTES COM VOZ COM EDEMA

Tabela A.15 – Perfil das vozes do grupo ED.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	CAC10AN	49	F	?	English	White- not Hispanic
2	CAK25AN	47	F	Y	English	White- not Hispanic
3	CER16AN	45	F	Y	English	White- not Hispanic
4	CTB30AN	36	M	N	English	White- not Hispanic
5	DBF18AN	25	F	Y	English	White- not Hispanic
6	DJF23AN	45	F	N	English	White- not Hispanic
7	DMG07AN	24	M	N	English	White- not Hispanic
8	DXC22AN	43	M	?	English	White- not Hispanic
9	EED07AN	30	F	Y	English	White- not Hispanic
10	EXE06AN	57	F	Y	English	White- not Hispanic
11	HLM24AN	36	F	Y	English	White- not Hispanic
12	JAJ31AN	17	F	N	English	White- not Hispanic
13	JJD29AN	23	M	?	English	White- not Hispanic
14	JMC18AN	38	F	?	English	White- not Hispanic
15	JXB16AN	63	M	Y	English	White- not Hispanic
16	JXC21AN	42	F	?	English	White- not Hispanic
17	JXF11AN	34	F	N	English	White- not Hispanic
18	KAB03AN	31	F	N	English	White- not Hispanic
19	KLC09AN	46	F	?	English	White- not Hispanic
20	LAD13AN	41	F	?	English	White- not Hispanic
21	LXD22AN	85	F	?	English	White- not Hispanic
22	MCW21AN	39	F	N	English	White- not Hispanic
23	NFG08AN	49	F	?	English	White- not Hispanic
24	NLC08AN	48	F	?	English	White- not Hispanic
25	PAT10AN	33	M	Y	English	White- not Hispanic
26	PMF03AN	34	F	?	English	White- not Hispanic
27	RCC11AN	49	F	N	English	White- not Hispanic
28	RJL28AN	47	M	Y	English	White- not Hispanic
29	RTL17AN	39	M	N	English	White- not Hispanic
30	VAW07AN	39	F	N	English	White- not Hispanic
31	WST20AN	56	M	N	English	White- not Hispanic

A.1.2 PACIENTES COM VOZ 'EDEMA DE REINKE'

Tabela A.16 – Perfil das vozes do grupo RK.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	AMB22AN	71	M	?	Armenian	White- not Hispanic
2	AMD07AN	67	F	?	English	White- not Hispanic
3	BSD30AN	62	F	?	English	White- not Hispanic
4	DMP04AN	31	F	Y	English	White- not Hispanic
5	EAB27AN	40	F	Y	English	White- not Hispanic
6	EEB24AN	66	F	?	English	White- not Hispanic
7	ELL04AN	63	F	Y	English	White- not Hispanic

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
8	JTM05AN	47	M	Y	English	White- not Hispanic
9	LAI04AN	48	F	Y	English	White- not Hispanic
10	LAP05AN	42	F	?	English	White- not Hispanic
11	OAB28AN	43	M	?	English	White- not Hispanic
12	RMB07AN	48	F	?	English	White- not Hispanic
13	TLS09AN	40	F	Y	English	White- not Hispanic
14	WJB12AN	59	M	?	English	White- not Hispanic

A.1.3 PACIENTES COM VOZ COM NÓDULOS

Tabela A.17 – Perfil das vozes do grupo ND.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	ANB28AN	18	F	N	English	White- not Hispanic
2	CLS31AN	21	F	Y	English	White- not Hispanic
3	DMC03AN	38	F	Y	English	White- not Hispanic
4	DRC15AN	45	F	?	English	White- not Hispanic
5	KAS09AN	18	F	N	English	White- not Hispanic
6	KCG23AN	38	F	?	English	White- not Hispanic
7	KCG25AN	39	F	?	English	White- not Hispanic
8	LAC02AN	25	F	?	English	White- not Hispanic
9	MRC20AN	40	F	N	Portuguese	White- not Hispanic
10	NJS06AN	21	F	N	English	White- not Hispanic
11	RJZ16AN	25	F	N	English	White- not Hispanic
12	TLP13AN	24	F	N	English	White- not Hispanic

A.1.4 PACIENTES COM VOZ COM PÓLIPOS

Tabela A.18 – Perfil das vozes do grupo PP.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN
1	DMG24AN	23	M	N	English	White- not Hispanic
2	JBS17AN	21	M	N	English	White- not Hispanic
3	JMH22AN	54	F	Y	English	White- not Hispanic
4	MCB20AN	74	F	N	English	White- not Hispanic
5	MLF13AN	65	F	?	English	White- not Hispanic
6	MMS29AN	65	F	Y	English	White- not Hispanic
7	MPB23AN	47	F	?	English	White- not Hispanic
8	MPF25AN	48	M	Y	English	White- not Hispanic
9	RJR15AN	27	M	N	English	White- not Hispanic

A.1.5 PACIENTES COM VOZ COM OUTRAS PATOLOGIAS

Tabela A.19 – Perfil das vozes do grupo OP.

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN	PAT
1	AMC14AN	48	M	Y	English	White- not Hispanic	CISTO
2	EAS11AN	47	M	Y	English	White- not Hispanic	CISTO
3	JCC10AN	48	F	?	English	White- not Hispanic	CISTO
4	PMD25AN	45	F	?	English	White- not Hispanic	CISTO

PATN	PATFILEID	AGE	SEX	SMK	NATLANG	ORIGIN	PAT
5	DSC25AN	49	F	?	English	White- not Hispanic	DISFONIA
6	HMG03AN	62	F	Y	English	White- not Hispanic	DISFONIA
7	JEG29AN	37	F	N	English	White- not Hispanic	DISFONIA
8	KMW05AN	28	F	N	English	White- not Hispanic	DISFONIA
9	NMC22AN	34	F	Y	English	White- not Hispanic	DISFONIA
10	BSG13AN	41	F	Y	English	White- not Hispanic	GRANULOMA
11	CJB27AN	35	M	?	English	White- not Hispanic	GRANULOMA
12	AXL04AN	53	F	Y	English	White- not Hispanic	PAREZIA
13	IGD08AN	69	F	N	English	White- not Hispanic	PAREZIA
14	LBA15AN	44	F	?	English	White- not Hispanic	PAREZIA
15	MLG10AN	66	F	N	English	White- not Hispanic	PAREZIA
16	MPC21AN	58	F	Y	English	White- not Hispanic	PAREZIA
17	BRT18AN	63	F	N	English	White- not Hispanic	PRESBIFONIA
18	EJB01AN	72	M	Y	English	White- not Hispanic	PRESBIFONIA
19	JWE23AN	84	F	?	English	White- not Hispanic	PRESBIFONIA
20	RJC24AN	68	M	?	English	White- not Hispanic	PRESBIFONIA
21	RPC14AN	76	M	?	English	White- not Hispanic	PRESBIFONIA

A.2 DESCRITORES

Apenas para referência, as informações técnicas dos descritores estão no ANEXO A.

APÊNDICE B – ARTIGO SUBMETIDO (*SHORT PAPER*) E ACEITO

Acoustic Measurements Essays for Vocal Pathologies Identification

ESPINOLA, S. B.; FECHINE, J.M.; MELCHER, E. U. K. ; BRANDÃO, L.W. P. *
 Federal University of Campina Grande (UFCG)/ COPIN / DSC/ BELADIA, Faculdade de Ciências Médicas
 Campina Grande, PB - Brazil

Abstract— The purpose of this study was to establish relationships between seven acoustic descriptor measures to (1) validate discrimination between Normal and Pathological Voice and (2) categorize within Pathological Disorders. One hundred and twenty-nine voiced disordered speakers and fifty-three adult normal control speakers were asked to provide oral pronunciation of the \a\ sustained vowel (MEEI). Derived acoustic analyses of those speech samples data records were presented to specialists for classification and six “severities groups” case-studied was built. Statistical correlation evidences were found: a) Difference between pathological groups vocal descriptors to normal (expected); b) from few cases, there are detected distinctions (Paralysis and Reinke's Edema) among disordered groups and c) Inner tests also confirmed literature established reference thresholds.

I. MOTIVATION AND METHODOLOGY

It is estimated one-third workers depends on his voice on their job. The clinical diagnostic is performed on voice listening by a specialist (subjective perspective) or through invasive and often not cheaper exams to check vocal structures. Acoustic analyses try to extract robust measurements to describe several phenomena associated with voice production or human being particular characteristics like fundamental frequency, timbre, etc. Therefore, only 17 of the 100 articles were judged to contain adequate evidence for the measures studied to be formally considered for inclusion in clinical voice assessment [1].

Seven vocal descriptors (DESC) from MEEI database (dB) [2] was selected: Shimmer [DB (ShdB) and local (Shim)], Jitter [Absolute (Jita) and (Jitt)], Amplitude Perturbation Quotient (APQ), Coefficient of Amplitude Variation (vAm) and Soft Phonation Index (SPI).

After specialists did group categorization (BRANDÃO, [3]), statistical approach was used to support this research¹³. On Table I, groups were presented. Normal (Nr) and All Pathological (AllP): Paralysis (PR), vocal fold Edema (ED), Reinke's Edema (RK), Nodules (ND), polyp (PP) and Others.

TABLE I. GROUPS DISTRIBUTION.

Class	#Voices	PERC	Age	#Male	#Female
Nr	53	29	36,0	21	32
PR	42	23	54,3	18	24
ED	31	17	41,6	9	22
RK	14	8	51,9	4	10
ND	12	7	29,3	12	0
PP	9	5	47,1	4	5
OP*	21	12	53,7	6	15
	Sum (S):	S: 100	Avg: 44,84	S: 74	S: 108
	182				

*Others Pathologies: OP: cyst: 4, dysphonia: 5, granuloma: 2, paresis: 5, presbyphonia: 5.

II. RESULTS AND DISCUSSIONS

On Table II, discrimination based on “Hypothesis Test Difference (HTDIF) between DESC medians” is shown (x mark represents H_a accepted “There is difference between groups!”).

TABLE II. SUCCEEDED PATHOLOGIES HTDIF.

Cases I/ DESC	PR x ED	PR x RK	PR x ND	PR x PP	PR x OP	ED x RK	ED x ND	ED x PP	ED x OP	RK x ND	RK x PP	RK x OP	ND x PP	ND x OP	PP x OP	Covered Cases %
ShdB	x	x	x		x				x			x	x	x	x	53
Shim	x	x	x		x											27
Jita	x	x	x		x											27
Jitt	x	x	x	x	x											33
APQ	x	x	x		x											27
vAm		x				x				x	x					27
SPI	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0
Sum	5	6	5	1	5	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	

On Table III, the statistical (HT difference medians) and a threshold derived (W) from Wilcoxon test were organized.

TABLE III. SUCCEEDED NR AGAINST INDIVIDUAL GROUPS (HTDIF).

Case s II/ DESC C	Nr x AllP	Nr x PR	Nr x ED	Nr x RK	Nr x ND	Nr x PP	Nr x OP	W	REF LIT Pra at	Dis tan ce REF %
ShdB	0,3	0,52	0,29	0,21	0,23	0,28	0,13	0,31	0,35	11,4
Shim	3,7	5,93	3,22	2,42	2,77	3,29	2,12	4,13	3,81	8,3
Jita	63,3	158,25	55,09	53,89	27,74	43,93	50,80	53,43	83,20	35,7
Jitt	0,8	2,31	0,75	0,41	0,55	0,45	0,67	0,89	1,04	14,4
APQ	2,5	4,01	2,35	1,69	1,92	2,31	1,54	2,93	3,07	4,5
vAm	2,1	4,16	2,69	-	-	-	-	10,63	-	11,4
SPI	4,3	4,35	4,11	5,11	1,92	-	5,46	8,35	-	8,3

Conclusions: a) {RK, PR} could be fully separated. b) Against {RK, PR}, {ED, ND, PP} can be split. c) Most DESC {ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ} can be used to separate groups where RK and PR are in. d) Some groups {ND, PP, ED} are so similar (“no separation”). e) SPI was not helpful. f) Statistical parameters derived from HT test (W) could be used to identify presence of abnormality as a threshold from vocal record. Considering such evidences and more studies, support towards intra pathologies identification can be further expanded.

Further studies: a) Get more disordered vocal data (like ND, PP and OP and sorted gender data) and increase local dB; b) Investigate classification using artificial intelligent tools; c) try to segment results through gender separation.

ACKNOWLEDGMENT

We would like to thank: HP FRH, a funding program of the Hewlett-Packard Company, which has sponsored my studies (MsC).

REFERENCES

[1]Evidence-based clinical voice assessment: a systematic review. American Journal of Speech-Language Pathology. Vol.22 212-226 May 2013. [http://dx.doi.org/10.1044/1058-0360\(2012/12-0014\)](http://dx.doi.org/10.1044/1058-0360(2012/12-0014)).

[2]Massachusetts Eye & Ear Infirmary (MEEI) KAY “Disordered Voice Database and Program, Model 4337”, 1994.

[3] CUNHA, S. L. do N., “Análise Acústica, Baseada no Modelo Linear de Produção da Fala, para Discriminação de Vozes Patológicas”. Tese Doutorado. Universidade Federal da Paraíba, UFPB, Campina Grande, Brasil, 1998.

¹³ DATA was tabulated. Mean, median, standard deviation, etc. were calculated. Statistical tests were used: Wilcoxon-Mann-Whitney rank sum test. Summarized Metric: Median, non-paired groups, Confidence Interval: 95%. Hypothesis Test (HT): H_0 (null) “DESC_{G1} = DESC_{G2}” and H_a “DESC_{G1} ≠ DESC_{G2}”.

APÊNDICE C – ANÁLISE ESTATÍSTICA (TESTES DE HIPÓTESE, DIFERENÇAS ENTRE AS MEDIANAS DOS GRUPOS E LIMIARES)

Neste apêndice, conta-se a síntese do levantamento estatístico que serviram de base para o restante da pesquisa.

C.1 ABORDAGEM 1: NORMAL X PATOLOGIAS (INTEGRADAS)

A primeira questão de pesquisa pode ser descrita da seguinte forma: “Há diferença estatística entre os descritores acústicos representativos das vozes Normais e as vozes com Patologias consideradas?”.

Sejam dois conjuntos de amostras de vozes $\{Nr, AIP\}$ e um número ‘m’ de descritores acústicos extraídos das mesmas $\{DESC_1, DESC_2, \dots, DESC_m\}$. Hipóteses (H):

- H nula (H_0): os dois conjuntos apresentados são amostras da mesma população e, portanto, eles não apresentam diferenças significativas entre descritores ($Nr = AIP$).
- H alternativa (H_a): Ambos NÃO são da mesma população e, portanto, são diferentes. ($Nr \neq AIP$).

Caso $Nr = AIP$, tem-se

$$Nr - AIP = 0.$$

Assim, para um descritor particular, por exemplo $DESC_i$, e reescrevendo 1:

- $H_0: Nr - AIP = 0$
- $H_1: Nr - AIP \neq 0$

O grupo AIP foi obtido pela união dos conjuntos de dados das patologias individuais.

Após o levantamento estatístico e testes de TH de adequação à Normalidade dos dados [ver APÊNDICE C], um teste não paramétrico foi escolhido e a Tabela C.20 foi preenchida.

- Tipo de Teste apropriado: Teste de postos de sinais de Wilcoxon ou *Wilcoxon-Mann-Whitney*¹⁴ *rank sum test*. Justificativa. Para nenhum dos descritores das classes (Nr e AIIIP), a distribuição dos dados se aproxima de uma distribuição Normal. Logo, *deve-se usar uma medida mais representativa de tendência central*. Métrica a ser considerada: Mediana. Grupos não-Pareados.

Tabela C.20 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e AIIIP.

DESCRITORES	Mediana ¹⁵		Hipóteses		W	p-valor ¹⁶	Teste RES	Est DNP ¹⁷	Intervalo estimado (IC NP 95%)
	Nr	AIIIP	Ho (nula)	Ha (alternativa)					
ShdB	0,18	0,52	ShdB _{Nr} = ShdB _{AIIIP}	ShdB _{Nr} ≠ ShdB _{AIIIP}	1157	2e -12	Ha	0,32	(0,22 ; 0,41)
Shim	2,01	6,00	Shim _{Nr} = Shim _{AIIIP}	Shim _{Nr} ≠ Shim _{AIIIP}	494	2e -16	Ha	3,70	(2,83 ; 4,66)
Jita	25,69	95,00	Jita _{Nr} = Jita _{AIIIP}	Jita _{Nr} ≠ Jita _{AIIIP}	738	2e -16	Ha	63,34	(44,16 ; 93,23)
Jitt	0,48	1,36	Jitt _{Nr} = Jitt _{AIIIP}	Jitt _{Nr} ≠ Jitt _{AIIIP}	938	1e -14	Ha	0,80	(0,60 ; 1,22)
APQ	1,39	4,11	APQ _{Nr} = APQ _{AIIIP}	APQ _{Nr} ≠ APQ _{AIIIP}	552	2e -16	Ha	2,55	(1,99 ; 3,17)
vAm	8,49	10,55	vAm _{Nr} = vAm _{AIIIP}	vAm _{Nr} ≠ vAm _{AIIIP}	2519	0,005	Ha	2,14	(0,67 ; 3,77)
SPI	6,43	10,52	SPI _{Nr} = SPI _{AIIIP}	SPI _{Nr} ≠ SPI _{AIIIP}	1699	1e -07	Ha	4,31	(2,80 ; 5,99)

C.1.1 CONCLUSÕES DA ABORDAGEM 1

Com Nível de Significância de 5 % (0,05) e testes da Tabela C.20 – coluna RES (p-valor < 0,05), é possível concluir que *os dados analisados entre os grupos Normal (Nr) e Patologias consideradas (AIIIP), para respectivos descritores, são de Populações Diferentes*. Ou seja, para qualquer um desses descritores, as vozes patológicas podem ser separadas do conjunto das Patologias aqui consideradas.

¹⁴ O teste de Mann-Whitney é um Teste de Hipótese sobre a desigualdade da mediana de duas Populações e que também fornece um ponto estimado correspondente e seu intervalo de confiança.

¹⁵ A mediana, média, formato, espalhamento dos dados - bem como demais estatísticas, etc. foram computadas e estão registradas no APÊNDICE D.

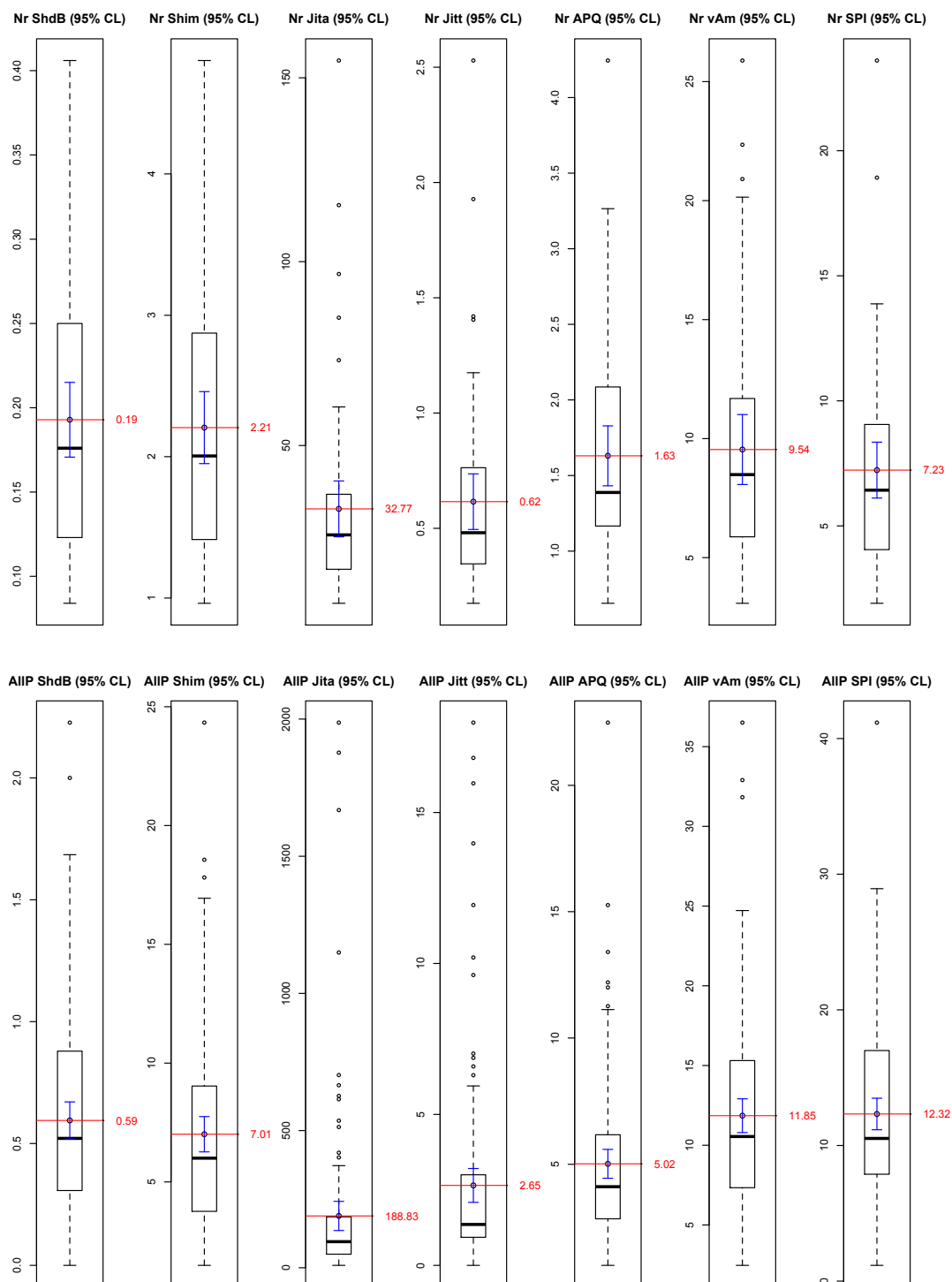
¹⁶ Obs: Dado que os valores de p-valor (ou *p-value*) são usados no Teste de Hipótese para fins de comparação com o valor alfa (0,05 usualmente), os mesmos foram computados com duas casas decimais porém truncados em um dígito na parte inteira e registro nas presentes tabelas.

¹⁷ O EstNP é um valor Não-Paramétrico da diferença (ex. Nr-AIIIP) estimado para População sobre os valores amostrais considerados (mediana dos descritores). Ele será considerado um LIMIAR absoluto (de diferença) para a separação das classes.

C.1.2 COMPARATIVO GRÁFICO DOS DESCRITORES (NR X ALLP)

Na Figura C.32 podem ser vistas informações comparativas dos grupos. A destacar: o espalhamento dos dados, Intervalos de Confiança (IC=95%) sobre a média com seu valor etc. A separação dos grupos (Nr X AIIIP) confirma-se pelos levantamentos estatísticos (ver APÊNDICE A) e testes da Tabela C.20.

Figura C.32 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) dos descritores para Nr (superior) e AIIIP.



C.2 ABORDAGEM 2: NORMAL X PATOLOGIAS (INDIVIDUAIS)

De forma análoga, também foram realizados os testes de hipótese e a apresentação dos gráficos *Boxplot* comparativos dos grupos (inclusão do intervalo de confiança e média) ao final das respectivas seções.

De acordo com o perfil dessas classes, tem-se:

- Tipo de Teste a ser usado: *Wilcoxon-Mann-Whitney rank sum test* (análogo a abordagem 1). Justificativa. Em alguns dos descritores, para dada patologia específica, a distribuição dos dados é Normal! Dado que nesses casos a média e a mediana são muito próximas (senão iguais), a métrica mediana será padrão neste documento.
- Métrica a ser considerada: Mediana (Classe Nr) e Mediana (Classe AllP).
- Grupos não-Pareados.

C.2.1 NR X PR

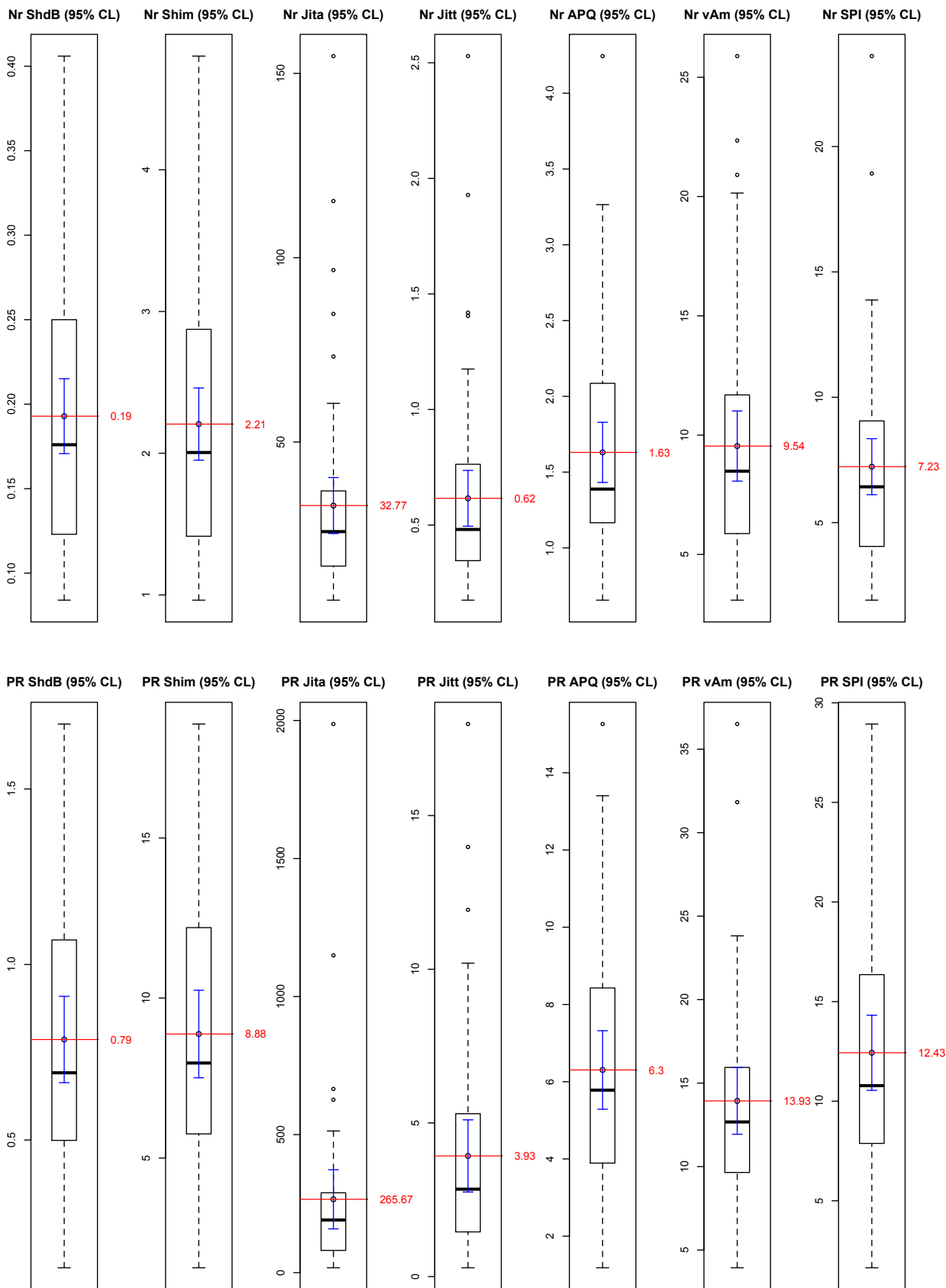
A patologia PR se diferencia estatisticamente do grupo Normal na Tabela C.21 (coluna RES) para todos os descritores. No R: `wilcox.test (Nr$X.ShdB, PR$X.ShdB, exact = FALSE, correct = FALSE, conf.int=T, paired=F)`.

Tabela C.21 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e PR.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	Nr	PR	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,69	$ShdB_{Nr} = ShdB_{PR}$	$ShdB_{Nr} \neq ShdB_{PR}$	83	1e -14	Ha	0,52	(0,43 ; 0,63)
Shim	2,01	7,97	$Shim_{Nr} = Shim_{PR}$	$Shim_{Nr} \neq Shim_{PR}$	81	1e -14	Ha	5,93	(4,87 ; 7,53)
Jita	25,69	190,73	$Jita_{Nr} = Jita_{PR}$	$Jita_{Nr} \neq Jita_{PR}$	174	2e -12	Ha	158,25	(111,14; 200,63)
Jitt	0,48	2,84	$Jitt_{Nr} = Jitt_{PR}$	$Jitt_{Nr} \neq Jitt_{PR}$	216	1e -11	Ha	2,31	(1,73 ; 3,03)
APQ	1,39	4,11	$APQ_{Nr} = APQ_{PR}$	$APQ_{Nr} \neq APQ_{PR}$	83	1e -14	Ha	4,01	(3,30 ; 4,99)
vAm	8,49	12,67	$vAm_{Nr} = vAm_{PR}$	$vAm_{Nr} \neq vAm_{PR}$	581	6e -5	Ha	4,16	(2,35 ; 6,17)
SPI	6,43	10,78	$SPI_{Nr} = SPI_{PR}$	$SPI_{Nr} \neq SPI_{PR}$	479	2e -6	Ha	4,35	(2,73 ; 6,40)

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente na Figura C.33.

Figura C.33 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Paralisia (inferior).



C.2.2 NR X ED

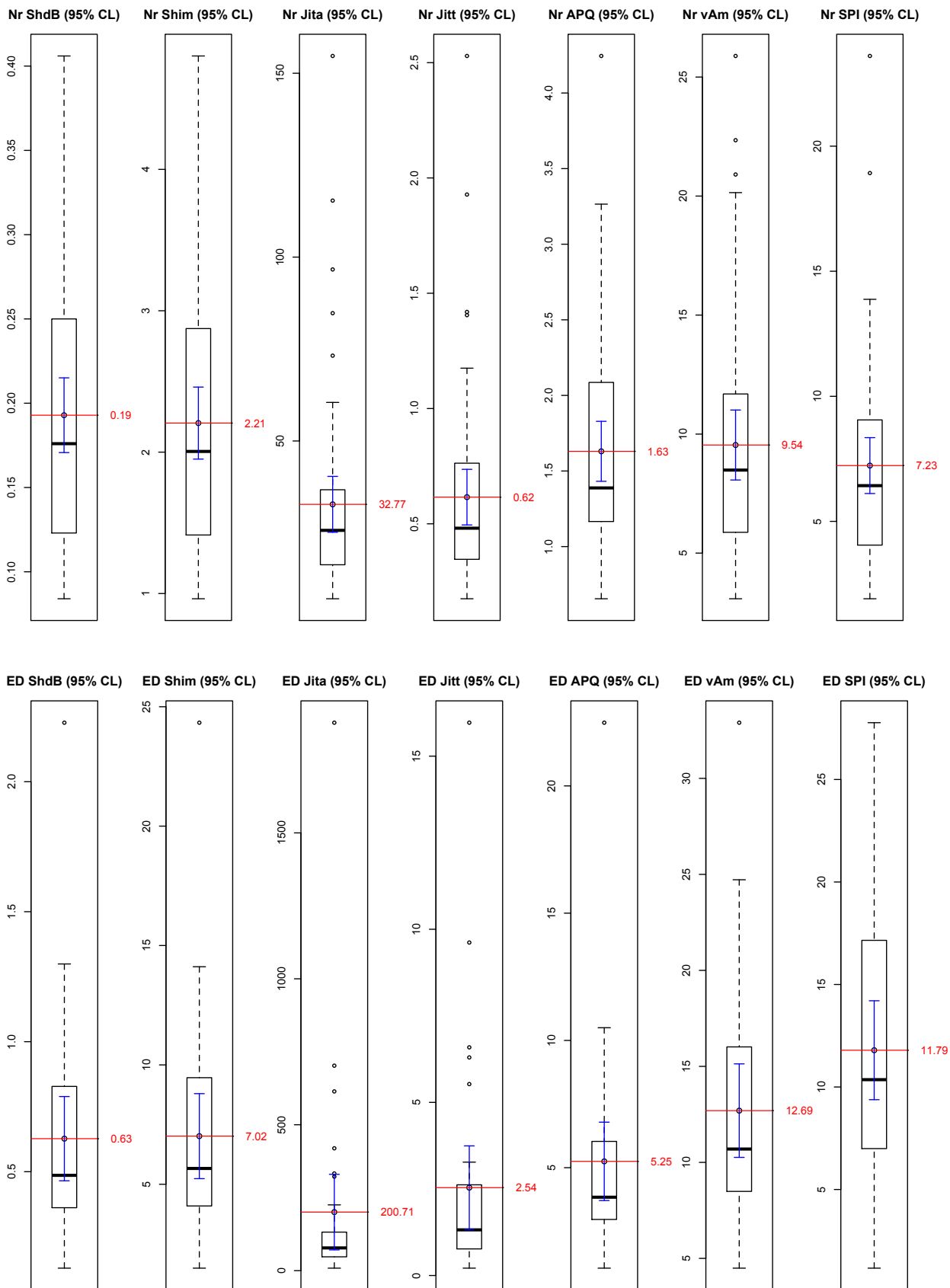
Na Tabela C.22, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar a patologia aqui considerada do Grupo Normal para todos os descritores.

Tabela C.22 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e ED.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	Nr	ED	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,49	ShdB _{Nr} = ShdB _{ED}	ShdB _{Nr} ≠ ShdB _{ED}	139	2e -10	Ha	0,29	(0,22 ; 0,39)
Shim	2,01	5,66	Shim _{Nr} = Shim _{ED}	Shim _{Nr} ≠ Shim _{ED}	139	2e -10	Ha	3,22	(2,49 ; 4,47)
Jita	25,69	78,00	Jita _{Nr} = Jita _{ED}	Jita _{Nr} ≠ Jita _{ED}	205	1e -8	Ha	55,09	(34,32 ; 87,29)
Jitt	0,62	1,32	Jitt _{Nr} = Jitt _{ED}	Jitt _{Nr} ≠ Jitt _{ED}	281	5e -7	Ha	0,75	(0,45 ; 1,14)
APQ	1,39	3,84	APQ _{Nr} = APQ _{ED}	APQ _{Nr} ≠ APQ _{ED}	154	6e -10	Ha	2,35	(1,78 ; 3,04)
vAm	8,49	10,70	vAm _{Nr} = vAm _{ED}	vAm _{Nr} ≠ vAm _{ED}	544	0,01	Ha	2,69	(0,66 ; 4,71)
SPI	6,43	10,36	SPI _{Nr} = SPI _{ED}	SPI _{Nr} ≠ SPI _{ED}	465	0,001	Ha	4,11	(1,56 ; 6,65)

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente na Figura C.34.

Figura C.34 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Edema (inferior).



C.2.3 NR X RK

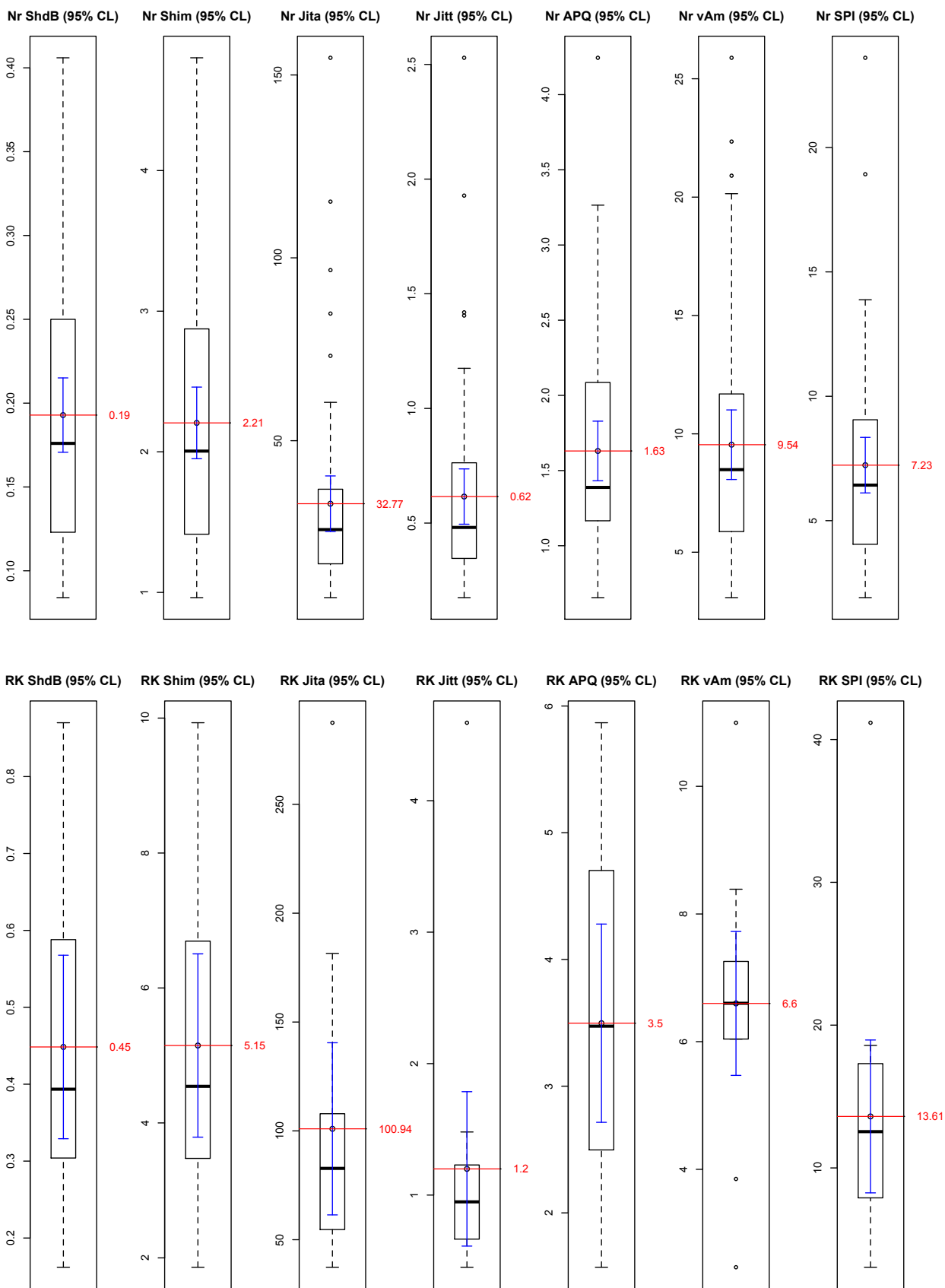
Na Tabela C.23, podem ser vistos os TH que indicam ser possível a separação da patologia aqui considerada do Grupo Normal para a maioria dos descritores (p -valor $< 0,05$). Para o descritor vAm, nada se pode afirmar estatisticamente para rejeitar H_0 .

Tabela C.23 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e RK.

DESC	Mediana		Hipóteses			Teste			
	Nr	RK	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,39	$ShdB_{Nr} = ShdB_{RK}$	$ShdB_{Nr} \neq ShdB_{RK}$	78	6e -6	Ha	0,21	(0,13 ; 0,37)
Shim	2,01	4,54	$Shim_{Nr} = Shim_{RK}$	$Shim_{Nr} \neq Shim_{RK}$	77	5e -6	Ha	2,42	(1,56 ; 4,27)
Jita	25,69	82,77	$Jita_{Nr} = Jita_{RK}$	$Jita_{Nr} \neq Jita_{RK}$	63	2e -6	Ha	53,89	(33,41 ; 72,23)
Jitt	0,48	0,95	$Jitt_{Nr} = Jitt_{RK}$	$Jitt_{Nr} \neq Jitt_{RK}$	141	0,0003	Ha	0,41	(0,21 ; 0,63)
APQ	1,39	3,47	$APQ_{Nr} = APQ_{RK}$	$APQ_{Nr} \neq APQ_{RK}$	69	3e -6	Ha	1,69	(1,10 ; 2,59)
vAm	8,49	6,60	$vAm_{Nr} = vAm_{RK}$	$vAm_{Nr} \neq vAm_{RK}$	473	0,11	Ho	-	-
SPI	6,43	12,54	$SPI_{Nr} = SPI_{RK}$	$SPI_{Nr} \neq SPI_{RK}$	178	0,0002	Ha	5,11	(2,10 ; 8,62)

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente na Figura C.35.

Figura C.35 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com RK (inferior).



C.2.4 NR X ND

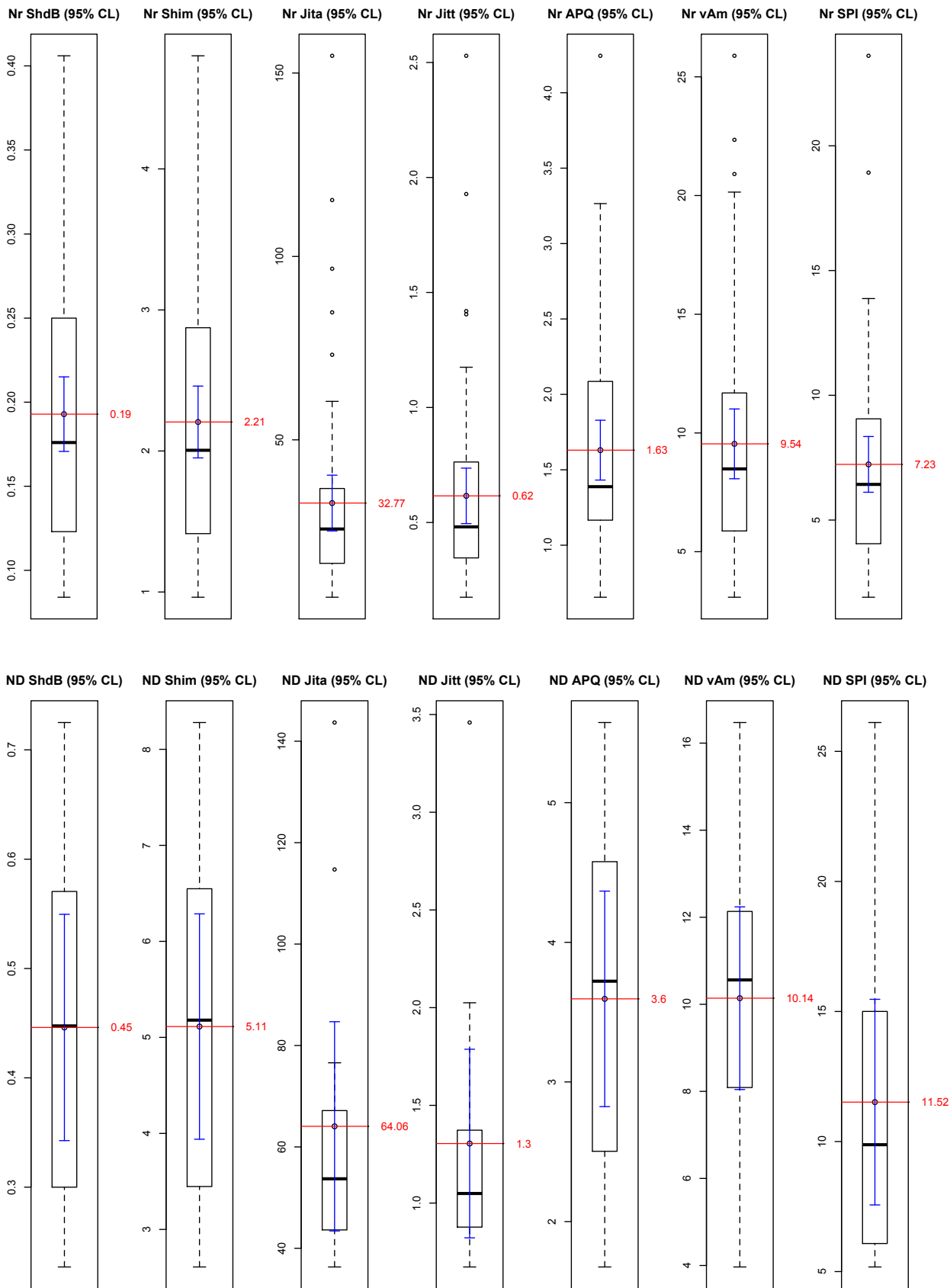
Na Tabela C.24, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar a patologia aqui considerada do Grupo Normal para a maioria dos descritores.

Tabela C.24 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e ND.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Teste	
	Nr	ND	Ho (nula)	Ha (alternativa)				Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,45	$ShdB_{Nr} = ShdB_{ND}$	$ShdB_{Nr} \neq ShdB_{ND}$	43	3e-6	Ha	0,23	(0,14 ; 0,34)
Shim	2,01	5,18	$Shim_{Nr} = Shim_{ND}$	$Shim_{Nr} \neq Shim_{ND}$	42	3e-6	Ha	2,77	(1,70 ; 3,97)
Jita	25,69	53,72	$Jita_{Nr} = Jita_{ND}$	$Jita_{Nr} \neq Jita_{ND}$	80	5e-5	Ha	27,74	(18,83 ; 38,52)
Jitt	0,48	1,05	$Jitt_{Nr} = Jitt_{ND}$	$Jitt_{Nr} \neq Jitt_{ND}$	75	4e-5	Ha	0,55	(0,37 ; 0,77)
APQ	1,39	2,52	$APQ_{Nr} = APQ_{ND}$	$APQ_{Nr} \neq APQ_{ND}$	45	3e-6	Ha	1,92	(1,23 ; 2,81)
vAm	8,49	10,56	$vAm_{Nr} = vAm_{ND}$	$vAm_{Nr} \neq vAm_{ND}$	250	0,25	Ho	-	-
SPI	6,43	9,88	$SPI_{Nr} = SPI_{ND}$	$SPI_{Nr} \neq SPI_{ND}$	169	0,01	Ha	1,92	(0,83 ; 6,89)

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente nas Figura C.36 e Figura C.37.

Figura C.36 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Nódulo (inferior).



C.2.5 NR X PP

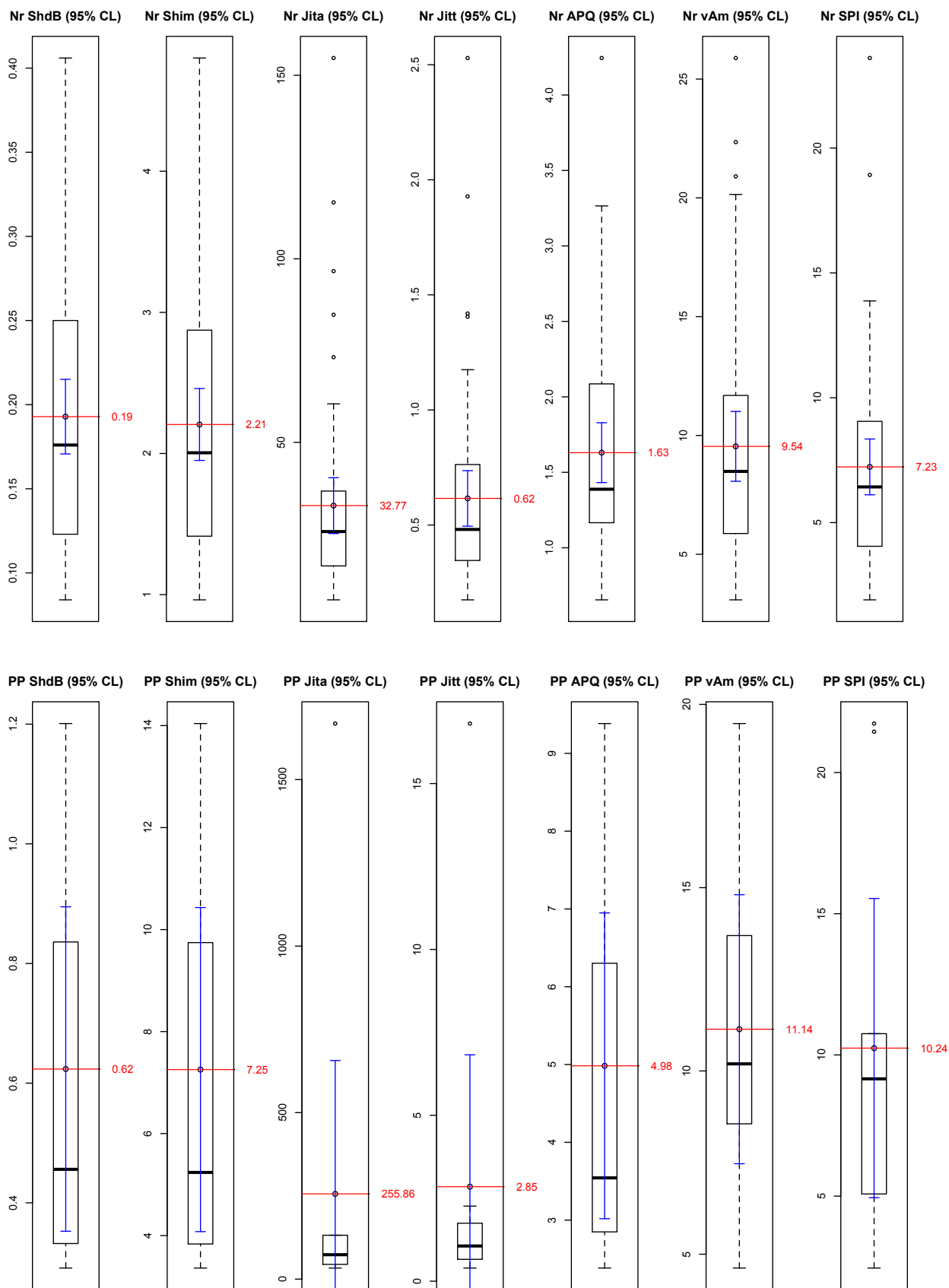
Na Tabela C.25, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar a patologia aqui considerada do Grupo Normal para a maioria dos descritores.

Tabela C.25 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e PP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Teste	
	Nr	PP	Ho (nula)	Ha (alternativa)				Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,46	$ShdB_{Nr} = ShdB_{PP}$	$ShdB_{Nr} \neq ShdB_{PP}$	19	1e -5	Ha	0,28	(0,17 ; 0,64)
Shim	2,01	5,24	$Shim_{Nr} = Shim_{PP}$	$Shim_{Nr} \neq Shim_{PP}$	15	7e -6	Ha	3,29	(2,05 ; 7,47)
Jita	25,69	73,25	$Jita_{Nr} = Jita_{PP}$	$Jita_{Nr} \neq Jita_{PP}$	52	0,0001	Ha	43,93	(19,59 ; 103,27)
Jitt	0,48	1,06	$Jitt_{Nr} = Jitt_{PP}$	$Jitt_{Nr} \neq Jitt_{PP}$	98	0,004	Ha	0,45	(0,17 ; 1,11)
APQ	1,39	3,54	$APQ_{Nr} = APQ_{PP}$	$APQ_{Nr} \neq APQ_{PP}$	15	7e -6	Ha	2,31	(1,50 ; 4,72)
vAm	8,49	10,19	$vAm_{Nr} = vAm_{PP}$	$vAm_{Nr} \neq vAm_{PP}$	191	0,34	Ho	-	-
SPI	6,43	10,24	$SPI_{Nr} = SPI_{PP}$	$SPI_{Nr} \neq SPI_{PP}$	178	0,22	Ho	-	-

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente na Figura C.37 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Pólipo (inferior).

Figura C.37 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Pólipo (inferior).



C.2.6 NR X OP

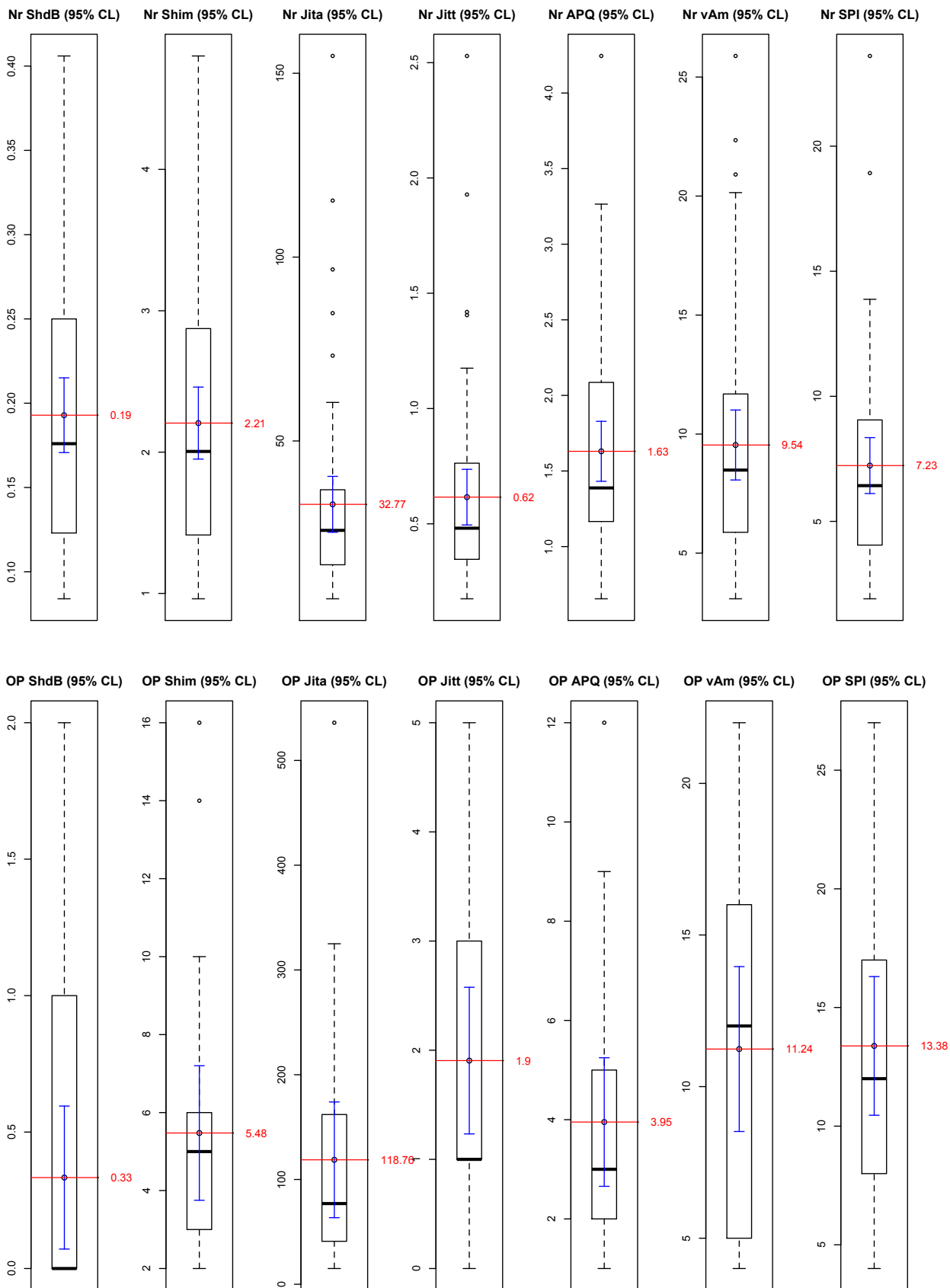
Na Tabela C.26, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar a patologia aqui considerada do Grupo Normal para a maioria dos descritores.

Tabela C.26 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos Nr e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Teste	
	Nr	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)				Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,18	0,00	ShdB _{Nr} = ShdB _{OP}	ShdB _{Nr} ≠ ShdB _{OP}	795	0,004	Ha	0,13	(0,10 ; 0,17)
Shim	2,01	5,00	Shim _{Nr} = Shim _{OP}	Shim _{Nr} ≠ Shim _{OP}	140	5e -7	Ha	2,12	(1,41 ; 3,14)
Jita	25,69	77,00	Jita _{Nr} = Jita _{OP}	Jita _{Nr} ≠ Jita _{OP}	164	2e -6	Ha	50,80	(24,32; 81,33)
Jitt	0,48	1,36	Jitt _{Nr} = Jitt _{OP}	Jitt _{Nr} ≠ Jitt _{OP}	127	2e -7	Ha	0,67	(0,54 ; 1,23)
APQ	1,39	3,00	APQ _{Nr} = APQ _{OP}	APQ _{Nr} ≠ APQ _{OP}	186	8e -6	Ha	1,54	(0,78 ; 2,16)
vAm	8,49	12,00	vAm _{Nr} = vAm _{OP}	vAm _{Nr} ≠ vAm _{OP}	480	0,35	Ho	-	-
SPI	6,43	12,00	SPI _{Nr} = SPI _{OP}	SPI _{Nr} ≠ SPI _{OP}	230	9e -5	Ha	5,46	(2,99 ; 8,54)

A referida separação entre este par de grupos pode ser também comparada graficamente na Figura C.38 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Outras Patologias (inferior).

Figura C.38 – Gráficos *BoxPlot* (IC e média inclusos) das médias dos descritores Nr (superior) e com Outras Patologias (inferior).



C.2.7 CONCLUSÕES DA ABORDAGEM 2

Na Tabela C.27, os testes realizados foram sumarizados por descritor.

Tabela C.27 – Sumário TH sobre diferença estatística (H_a) das medianas EST7 entre Normal e Patologias individuais.

DESC / Casos	Nr X PR	Nr X ED	Nr X RK	Nr X ND	Nr X PP	Nr X OP	Cobertura
ShdB	x	x	x	x	x	x	100% dos casos
Shim	x	x	x	x	x	x	100%
Jita	x	x	x	x	x	x	100%
Jitt	x	x	x	x	x	x	100%
APQ	x	x	x	x	x	x	100%
vAm	x	x					29%
SPI	x	x	x	x		x	71%

Com o Nível de Significância de 5 % (0,05) e testes (Tabela C.21 até a Tabela C.26) realizados, é possível concluir que os dados analisados entre os grupos Normal (Nr) e Patologias individuais, para os descritores ShdB, Shim, Jita, Jitt e APQ, são de Populações Diferentes.

Para descritores vAm e SPI, eles separam da Normal em todas patologias exceto em: vAm (RK, ND, PP e OP) e SPI (PP).

Os descritores que mais separam foram os ShdB, Shim, Jitt, Jita e APQ.

C.3 LIMIAR DE ANORMALIDADE PARA AS PATOLOGIAS

Na Tabela C.28, os limiares encontrados nesta pesquisa (denominados de *limiar local*) que podem ser usados para definir o ponto a partir do qual se caracteriza a anormalidade dos descritores podem ser vistos.

Eles foram calculados por meio da soma entre o valor representativo (mediana) do Grupo Normal e o mínimo entre os valores encontrados pela estimação presente nos testes TH (diferença EstDNP) nas abordagens 1 (Normal X Patologias integradas) e 2 (Normal versus Patologias Individuais).

Tabela C.28 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 entre Normal e Patologias individuais.

DESC	Mediana REF (Normal)	EstDNP							Limiar Local Nr x PR	REFLIT ¹⁸	Distância Relativa REF % AIP
		Nr X AIP	Nr X PR	Nr X ED	Nr X RK	Nr X ND	Nr X PP	Nr X OP			
ShdB	0,18	0,32	0,52	0,29	0,21	0,23	0,28	0,13	0,52	0,35	5,71
Shim	2,01	3,71	5,93	3,22	2,42	2,77	3,29	2,12	5,93	3,81	2,6247
Jita	25,69	63,34	158,25	55,09	53,89	27,74	43,93	50,80	158,25	83,20	
Jitt	0,48	0,81	2,31	0,75	0,41	0,55	0,45	0,67	2,31	1,04	22,1154
APQ	1,39	2,55	4,01	2,35	1,69	1,92	2,31	1,54	4,01	3,07	
vAm	8,49	2,14	4,16	2,69	-	-	-	-	3,74	-	
SPI	6,43	4,31	4,35	4,11	5,11	1,92	-	5,46	8,49	-	

Para os descritores com REFLIT presentes (ShdB, Shim, Jita e Jitt), os valores descobertos de limiar LOCAL para Nr X AIP estão bem próximos (< 5,70 %, **ShdB** e **Shim**) e 100 % (Nr X PR) do que indica-se como limiar de Anormalidade (MDVP, BRANDT, 2012).

Tal fato, vem validar ainda mais a relevância dos dados e metodologia empregada sobre a base local.

C.4 ABORDAGEM 4: PATOLOGIAS E COMPLEMENTOS

Nesta seção, os Teste de Hipótese (Diferenças entre os grupos) e a conclusão após cada análise serão apresentados.

C.4.1 PR X CPR

Na Tabela C.29, o resultado dos testes TH foi tabulado. Para um dos descritores (SPI), não houve evidências estatísticas para refutar a Ho.

Tabela C.29 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e CPR.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PR	CPR	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,69	0,43	ShdB _{PR} = ShdB _{CPR}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{CPR}	2599	0,0001	Ha	0,30	(0,15 ; 0,43)
Shim	7,97	5,00	Shim _{PR} = Shim _{CPR}	Shim _{PR} ≠ Shim _{CPR}	2569	0,0001	Ha	2,78	(1,35 ; 4,18)
Jita	190,70	72,71	Jita _{PR} = Jita _{CPR}	Jita _{PR} ≠ Jita _{CPR}	2556	0,0002	Ha	89,60	(39,32 ; 135,74)
Jitt	2,84	1,05	Jitt _{PR} = Jitt _{CPR}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{CPR}	2557	0,0002	Ha	1,50	(0,64 ; 2,08)
APQ	5,78	3,54	APQ _{PR} = APQ _{CPR}	APQ _{PR} ≠ APQ _{CPR}	2576	0,0001	Ha	1,86	(0,94 ; 2,84)
vAm	12,67	9,40	vAm _{PR} = vAm _{CPR}	vAm _{PR} ≠ vAm _{CPR}	2408	0,003	Ha	3,00	(1,13 ; 4,75)

¹⁸ Valores de REFerência da LITeratura transcritos da seção 3.4 .

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	PR	CPR	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
SPI	10,78	10,36	$SPI_{PR} = SPI_{CPR}$	$SPI_{PR} \neq SPI_{CPR}$	1906	0,68	Ho	-	-

O grupo Paralisia é diferente estatisticamente das demais patologias para os seis primeiros descritores. Já para o SPI, não.

C.4.2 ED X CED

Na Tabela C.30, o resultado dos testes TH foi tabulado. Para todos os descritores, não houve evidências estatísticas para refutar a Ho.

Tabela C.30 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e CED.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	ED	CED	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,48	0,52	$ShdB_{ED} = ShdB_{CED}$	$ShdB_{ED} \neq ShdB_{CED}$	15,88	0,70	Ho	-	-
Shim	5,66	6,02	$Shim_{ED} = Shim_{CED}$	$Shim_{ED} \neq Shim_{CED}$	1487	0,86	Ho	-	-
Jita	78,00	95,57	$Jita_{ED} = Jita_{CED}$	$Jita_{ED} \neq Jita_{CED}$	1422	0,59	Ho	-	-
Jitt	1,31	1,39	$Jitt_{ED} = Jitt_{CED}$	$Jitt_{ED} \neq Jitt_{CED}$	1437	0,65	Ho	-	-
APQ	3,84	4,24	$APQ_{ED} = APQ_{CED}$	$APQ_{ED} \neq APQ_{CED}$	1498	0,90	Ho	-	-
vAm	10,70	10,46	$vAm_{ED} = vAm_{CED}$	$vAm_{ED} \neq vAm_{CED}$	1650	0,47	Ho	-	-
SPI	10,36	10,39	$SPI_{ED} = SPI_{CED}$	$SPI_{ED} \neq SPI_{CED}$	1437	0,65	Ho	-	-

Nada se pode afirmar sobre a diferença entre os grupos ED e CED.

C.4.3 RK X CRK

Na Tabela C.31, o resultado dos testes TH foi tabulado. Para dois dos descritores (Jitt e vAm), houve evidências estatísticas para refutar a Ho.

Tabela C.31 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e CRK.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	RK	CRK	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,39	0,52	$ShdB_{RK} = ShdB_{CRK}$	$ShdB_{RK} \neq ShdB_{CRK}$	646	0,22	Ho	-	-
Shim	4,55	6,00	$Shim_{RK} = Shim_{CRK}$	$Shim_{RK} \neq Shim_{CRK}$	599	0,11	Ho	-	-
Jita	82,77	101,05	$Jita_{RK} = Jita_{CRK}$	$Jita_{RK} \neq Jita_{CRK}$	712	0,48	Ho	-	-
Jitt	0,95	1,41	$Jitt_{RK} = Jitt_{CRK}$	$Jitt_{RK} \neq Jitt_{CRK}$	502	0,02	Ha	0,51	(0,06 ; 1,58)
APQ	3,47	4,22	$APQ_{RK} = APQ_{CRK}$	$APQ_{RK} \neq APQ_{CRK}$	573	0,07	Ho	-	-
vAm	6,65	10,82	$vAm_{RK} = vAm_{CRK}$	$vAm_{RK} \neq vAm_{CRK}$	261	3e-5	Ha	4,74	(2,70 ; 7,59)
SPI			$SPI_{RK} = SPI_{CRK}$	$SPI_{RK} \neq SPI_{CRK}$	847	0,74	Ho		

O grupo Reinke e seu complemento (CRK) não são iguais para os descritores Jitt e vAm.

C.4.4 ND X CND

Na Tabela C.32, o resultado dos testes TH foi tabulado. Para um dos descritores (Jita), houve evidências estatísticas para refutar a Ho.

Tabela C.32 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e CND.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	ND	CND	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,44	0,53	ShdB _{ND} = ShdB _{CND}	ShdB _{ND} ≠ ShdB _{CND}	569	0,28	Ho	-	-
Shim	5,18	6,05	Shim _{ND} = Shim _{CND}	Shim _{ND} ≠ Shim _{CND}	536	0,17	Ho	-	-
Jita	53,72	106,80	Jita _{ND} = Jita _{CND}	Jita _{ND} ≠ Jita _{CND}	421	0,02	Ha	41,67	(4,67 ; 110,10)
Jitt	1,04	1,38	Jitt _{ND} = Jitt _{CND}	Jitt _{ND} ≠ Jitt _{CND}	533	0,17	Ho	-	-
APQ	3,72	4,15	APQ _{ND} = APQ _{CND}	APQ _{ND} ≠ APQ _{CND}	529	0,16	Ho	-	-
vAm	10,56	10,55	vAm _{ND} = vAm _{CND}	vAm _{ND} ≠ vAm _{CND}	634	0,58	Ho	-	-
SPI	9,87	10,63	SPI _{ND} = SPI _{CND}	SPI _{ND} ≠ SPI _{CND}	639	0,60	Ho	-	-

O grupo Nódulo é e seu complemento (CND) não são iguais para o descritor Jita.

C.4.5 PP X CPP

Na Tabela C.33, o resultado dos testes TH foi tabulado. Para todos os descritores, não houve evidências estatísticas para refutar a Ho.

Tabela C.33 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PP e CPP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	PP	CPP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,45	0,52	ShdB _{PP} = ShdB _{CPP}	ShdB _{PP} ≠ ShdB _{CPP}	577	0,72	Ho	-	-
Shim	5,23	6,00	Shim _{PP} = Shim _{CPP}	Shim _{PP} ≠ Shim _{CPP}	568	0,79	Ho	-	-
Jita	73,25	95,57	Jita _{PP} = Jita _{CPP}	Jita _{PP} ≠ Jita _{CPP}	472	0,53	Ho	-	-
Jitt	1,06	1,36	Jitt _{PP} = Jitt _{CPP}	Jitt _{PP} ≠ Jitt _{CPP}	428	0,30	Ho	-	-
APQ	4,98	5,02	APQ _{PP} = APQ _{CPP}	APQ _{PP} ≠ APQ _{CPP}	562	0,83	Ho	-	-
vAm	10,19	10,55	vAm _{PP} = vAm _{CPP}	vAm _{PP} ≠ vAm _{CPP}	519	0,84	Ho	-	-
SPI	9,15	10,70	SPI _{PP} = SPI _{CPP}	SPI _{PP} ≠ SPI _{CPP}	428	0,30	Ho	-	-

Portanto, não há diferença estatística entre o grupo Pólipo e o seu complemento para nenhum dos descritores.

C.4.6 OP X COP

Na Tabela C.34, o resultado dos testes TH foi tabulado. Em alguns descritores (ShdB, Shim e APQ), houve evidências estatísticas para refutar a H_0 .

Tabela C.34 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos OP e COP.

D E S C	Mediana		Hipóteses		W	p- valor	Teste		
	OP	COP	H_0 (nula)	H_a (alternativa)			RE S	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0	0,54	$ShdB_{OP} = ShdB_{COP}$	$ShdB_{OP} \neq ShdB_{COP}$	547	0,0001	Ha	0,39	(0,29 ; 0,53)
Shim	5	6,22	$Shim_{OP} = Shim_{COP}$	$Shim_{OP} \neq Shim_{COP}$	768	0,01	Ha	1,51	(14,33 ; 58,48)
Jita	77,0	99,24	$Jita_{OP} = Jita_{COP}$	$Jita_{OP} \neq Jita_{COP}$	943	0,22	Ho	-	-
Jitt	1,0	1,38	$Jitt_{OP} = Jitt_{COP}$	$Jitt_{OP} \neq Jitt_{COP}$	1070	0,68	Ho	-	-
APQ	3,0	4,35	$APQ_{OP} = APQ_{COP}$	$APQ_{OP} \neq APQ_{COP}$	789	0,02	Ha	1,15	(0,23 ; 2,16)
vAm	12,0	10,53	$vAm_{OP} = vAm_{COP}$	$vAm_{OP} \neq vAm_{COP}$	1055	0,61	Ho	-	-
SPI	12,0	10,33	$SPI_{OP} = SPI_{COP}$	$SPI_{OP} \neq SPI_{COP}$	1269	0,39	Ho	-	-

O grupo Outras Patologias e seu complemento (COP) não são iguais para os descritores: ShdB, Shim, APQ.

Discussão

Neste apêndice foram apresentados os resultados das análises. A síntese das situações comparativas nesta abordagem pode ser vista e as seguintes conclusões podem ser assinaladas:

- Na maior parte das situações analisadas, grupos se diferenciam de seus complementos apenas para parte dos descritores:
 - PR x CPR: ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ, vAm.
 - RK x CRK: Jita, vAm.
 - ND x CND: Jita.
 - OP X COP: ShdB, Shim, APQ.
- Em duas situações não ocorre a diferenciação de seus complementos para nenhum descritor: ED X CED, PP X CPP.
Possíveis causas: O Grupo Edema e o Pólipo podem ser do mesmo grupo. Ainda, este último também tem o menor número de vozes na base.

Tabela C.35 – Sumário TH sobre diferença estatística (Ha) das medianas EST7 entre Patologia e seu grupo complementar.

DESC / Casos	PR x CPR	ED x CED	RK x CRK	ND x CND	PP x CPP	OP x COP	Cobertura Complemento
ShdB	x					x	33%
Shim	x					x	33%
Jita	x			x			33%
Jitt	x		x				33%
APQ	x					x	33%
vAm	x		x				33%
SPI	-	-	-	-	-	-	Não efetivo!
Soma	6	0	2	1	0	3	

A combinação destes descritores com o conhecimento a posteriori destas separações (dentro das classes das patologias e pares pós testes de hipótese) forneceu um indício forte para sinalizar que ou quais combinações de classes individuais (patologias) as tornam separável do conjunto das outras patologias reunidas para os descritores analisados.

C.5 ABORDAGEM 5: ENTRE PATOLOGIAS (PARES)

De forma análoga, também foram realizados os testes de hipótese e com intervalo de confiança. Desta vez, as comparações foram entre os grupos considerados (PR, ED, RK, ND, PP, OP).

- Tipo de Teste: *Kruskal-Wallis (chi-squared)*.
Justificativa. Em alguns dos descritores para dada patologia específica a distribuição dos dados é Normal (A maioria não é). Então, testes não-paramétricos foram os escolhidos.
- Métrica a ser considerada: Mediana (Classe Nr) e Mediana/Média (Classes de patologias).
- Grupos não-Pareados.

Tabela C.36 – Teste de *Kruskal-Wallis* (g.l.=5) acerca da variação entre Patologias.

DESC	Mediana						Hipóteses		Estatísticas		
	PR	ED	RK	ND	PP	OP	Ho	Ha	U	P-valor	RES
ShdB	0,69	0,49	0,39	0,45	0,46	0,00	ShdB _x = ShdB _y	ShdB _x ≠ ShdB _y	24,5	0,0001	Ha

Shim	7,97	5,66	4,54	5,18	5,24	5,00	$Shim_x = Shim_y$	$Shim_x \neq Shim_y$	17,8	0,003	Ha
Jita	190,73	78,00	82,77	53,72	73,25	77,00	$Jita_x = Jita_y$	$Jita_x \neq Jita_y$	16,0	0,006	Ha
Jitt	2,84	1,32	0,95	1,05	1,06	1,00	$Jitt_x = Jitt_y$	$Jitt_x \neq Jitt_y$	16,7	0,004	Ha
APQ	5,78	3,84	3,47	3,72	3,54	3,00	$APQ_x = APQ_y$	$APQ_x \neq APQ_y$	18,2	0,002	Ha
vAm	12,67	10,70	6,60	10,56	10,19	12,00	$vAm_x = vAm_y$	$vAm_x \neq vAm_y$	21,7	0,0005	Ha
SPI	10,78	10,36	12,54	9,88	9,15	12,00	$SPI_x = SPI_y$	$SPI_x \neq SPI_y$	2,21	0,81	Ho

C.5.1 TESTE DE HIPÓTESE (VARIÂNCIA DOS SEIS GRUPOS)

Sejam seis conjuntos de amostras de vozes {PR, ED, RK, ND, PP, OP} e sete descritores acústicos extraídos das mesmas {ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ, vAm, SPI}.

Hipóteses (H):

- H0: Os grupos têm a mesma distribuição – todas as populações têm a mesma mediana.
- Ha: Há dois grupos, pelo menos, que são diferentes entre si (i.e. as medianas **não** são iguais).

Tabela C.37 – Teste de *Kruskal-Wallis* (g.l.=5) acerca da variação entre Patologias.

DESC	Mediana						Hipóteses		Estatísticas		
	PR	ED	RK	ND	PP	OP	Ho	Ha	U	p-valor	RES
ShdB	0,69	0,49	0,39	0,45	0,46	0,00	$ShdB_x = ShdB_y$	$ShdB_x \neq ShdB_y$	24,5	0,0001	Ha
Shim	7,97	5,66	4,54	5,18	5,24	5,00	$Shim_x = Shim_y$	$Shim_x \neq Shim_y$	17,8	0,003	Ha
Jita	190,73	78,00	82,77	53,72	73,25	77,00	$Jita_x = Jita_y$	$Jita_x \neq Jita_y$	16,0	0,006	Ha
Jitt	2,84	1,32	0,95	1,05	1,06	1,00	$Jitt_x = Jitt_y$	$Jitt_x \neq Jitt_y$	16,7	0,004	Ha
APQ	5,78	3,84	3,47	3,72	3,54	3,00	$APQ_x = APQ_y$	$APQ_x \neq APQ_y$	18,2	0,002	Ha
vAm	12,67	10,70	6,60	10,56	10,19	12,00	$vAm_x = vAm_y$	$vAm_x \neq vAm_y$	21,7	0,0005	Ha
SPI	10,78	10,36	12,54	9,88	9,15	12,00	$SPI_x = SPI_y$	$SPI_x \neq SPI_y$	2,21	0,81	Ho

Conclusões

Com os testes da Tabela C.37 sobre os p-valor, é possível concluir-se que:

1. Há diferenciação entre Vozes Patológicas (seis grupos) sobre os descritores: ShdB, Shim, Jita, APQ e SPI.
2. Não há diferenciação entre Vozes Patológicas (seis grupos) consideradas para o descritor SPI.

C.6 TESTE DE HIPÓTESE (DIFERENÇAS ENTRE PARES DE PATOLOGIAS)

Nas seções seguintes, os Testes de Hipótese sobre as diferenças entre os descritores dos pares de patologias serão apresentados. O descritor SPI foi suprimido das análises por já se saber de que entre os grupos de patologias pareados não há diferenças (Ver conclusões do tem anterior).

O TH escolhido foi o mesmo da abordagem anterior: *Wilcoxon-Mann-Whitney rank sum test*.

C.6.1 PR X ED

Na Tabela C.38, podem ser vistos os TH que indicam (p-valor < 0,05) separação entre classes consideradas.

Tabela C.38 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e ED.

DESCRITORES	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
	PR	ED	Ho (nula)	Ha (alternativa)					
ShdB	0,69	0,49	ShdB _{PR} = ShdB _{ED}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{ED}	835	0,04	Ha	0,18	(0,01 ; 0,35)
Shim	7,97	2,86	Shim _{PR} = Shim _{ED}	Shim _{PR} ≠ Shim _{ED}	836	0,04	Ha	2,14	(0,16 ; 4,00)
Jita	190,73	78,00	Jita _{PR} = Jita _{ED}	Jita _{PR} ≠ Jita _{ED}	844	0,03	Ha	69,59	(5,75 ; 136,80)
Jitt	2,84	1,32	Jitt _{PR} = Jitt _{ED}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{ED}	856	0,02	Ha	1,22	(0,14 ; 2,15)
APQ	5,78	3,84	APQ _{PR} = APQ _{ED}	APQ _{PR} ≠ APQ _{ED}	839	0,03	Ha	1,40	(0,12 ; 2,71)
vAm	12,67	10,70	vAm _{PR} = vAm _{ED}	vAm _{PR} ≠ vAm _{ED}	748	0,28	Ho	-	-

A maioria destes descritores (5/6) apresenta diferenças estatísticas significantes para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.2 PR X RK

Na Tabela C.39, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.39 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e RK.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PR	RK	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,69	0,39	ShdB _{PR} = ShdB _{RK}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{RK}	453	0,002	Ha	0,31	(0,08 ; 0,52)
Shim	7,97	4,54	Shim _{PR} = Shim _{RK}	Shim _{PR} ≠ Shim _{RK}	452	0,002	Ha	3,50	(0,97 ; 5,73)
Jita	190,73	82,77	Jita _{PR} = Jita _{RK}	Jita _{PR} ≠ Jita _{RK}	421	0,01	Ha	93,76	(13,44 ; 166,35)
Jitt	2,84	0,95	Jitt _{PR} = Jitt _{RK}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{RK}	462	0,001	Ha	1,83	(0,75 ; 3,34)
APQ	5,78	3,47	APQ _{PR} = APQ _{RK}	APQ _{PR} ≠ APQ _{RK}	459	0,001	Ha	2,30	(0,93 ; 3,88)
vAm	12,67	6,60	vAm _{PR} = vAm _{RK}	vAm _{PR} ≠ vAm _{RK}	550	1e-6	Ha	6,16	(3,63 ; 8,92)

Todos estes descritores apresentam diferenças estatísticas significantes para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.3 PR X ND

Na Tabela C.40, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.40 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e ND.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PR	ND	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,69	0,45	ShdB _{PR} = ShdB _{ND}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{ND}	386	0,005	Ha	0,30	(0,08 ; 0,53)
Shim	7,97	5,18	Shim _{PR} = Shim _{ND}	Shim _{PR} ≠ Shim _{ND}	388	0,004	Ha	3,38	(0,97 ; 5,89)
Jita	190,73	53,72	Jita _{PR} = Jita _{ND}	Jita _{PR} ≠ Jita _{ND}	408	0,001	Ha	127,78	(44,43 ; 194,87)
Jitt	2,84	1,05	Jitt _{PR} = Jitt _{ND}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{ND}	382	0,006	Ha	1,73	(0,54 ; 3,31)
APQ	5,78	3,72	APQ _{PR} = APQ _{ND}	APQ _{PR} ≠ APQ _{ND}	391	0,003	Ha	2,18	(0,75 ; 3,80)
vAm	12,67	10,56	vAm _{PR} = vAm _{ND}	vAm _{PR} ≠ vAm _{ND}	333	0,09	Ho	-	-

A maioria destes descritores (5/6) apresenta diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.4 PR X PP

Na Tabela C.41, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.41 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e PP.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PR	PP	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,69	0,46	ShdB _{PR} = ShdB _{PP}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{PP}	235	0,26	Ho	-	-

Shim	7,97	5,24	Shim _{PR} = Shim _{PP}	Shim _{PR} ≠ Shim _{PP}	229	0,32	Ho	-	-
Jita	190,73	73,25	Jita _{PR} = Jita _{PP}	Jita _{PR} ≠ Jita _{PP}	261	0,07	Ho	-	-
Jitt	2,84	1,06	Jitt _{PR} = Jitt _{PP}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{PP}	271	0,04	Ha	1,50	(0,04 ; 3,27)
APQ	5,78	3,54	APQ _{PR} = APQ _{PP}	APQ _{PR} ≠ APQ _{PP}	234	0,26	Ho	-	-
vAm	12,67	10,19	vAm _{PR} = vAm _{PP}	vAm _{PR} ≠ vAm _{PP}	235	0,23	Ho	-	-

Para o descritor Jitt, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.5 PR X OP

Na Tabela C.42, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.42 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PR e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PR	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,69	0,00	ShdB _{PR} = ShdB _{OP}	ShdB _{PR} ≠ ShdB _{OP}	690	0,0002	Ha	0,54	(0,33 ; 0,69)
Shim	7,97	5,00	Shim _{PR} = Shim _{OP}	Shim _{PR} ≠ Shim _{OP}	664	0,001	Ha	3,37	(1,43 ; 5,40)
Jita	190,73	77,00	Jita _{PR} = Jita _{OP}	Jita _{PR} ≠ Jita _{OP}	622	0,008	Ha	85,53	(18,03 ; 153,24)
Jitt	2,84	1,00	Jitt _{PR} = Jitt _{OP}	Jitt _{PR} ≠ Jitt _{OP}	586	0,03	Ha	1,30	(0,02 ; 2,13)
APQ	5,78	3,00	APQ _{PR} = APQ _{OP}	APQ _{PR} ≠ APQ _{OP}	653	0,001	Ha	2,31	(0,82 ; 3,74)
vAm	12,67	0,33	vAm _{PR} = vAm _{OP}	vAm _{PR} ≠ vAm _{OP}	540	0,14	Ho	-	-

A maioria destes descritores (5/6) apresenta diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.6 ED X RK

Na Tabela C.43, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.43 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e RK.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	ED	RK	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,49	0,39	ShdB _{ED} = ShdB _{RK}	ShdB _{ED} ≠ ShdB _{RK}	262	0,26	Ho	-	-
Shim	2,86	4,54	Shim _{ED} = Shim _{RK}	Shim _{ED} ≠ Shim _{RK}	261	0,28	Ho	-	-
Jita	78,00	82,77	Jita _{ED} = Jita _{RK}	Jita _{ED} ≠ Jita _{RK}	227	0,80	Ho	-	-

Jitt	1,32	0,95	Jitt _{ED} = Jitt _{RK}	Jitt _{ED} ≠ Jitt _{RK}	274	0,16	Ho	-	-
APQ	3,84	3,47	APQ _{ED} = APQ _{RK}	APQ _{ED} ≠ APQ _{RK}	266	0,23	Ho	-	-
vAm	10,70	6,60	vAm_{ED} = vAm_{RK}	vAm_{ED} ≠ vAm_{RK}	361	0,0004	Ha	4,22	(2,24 ; 7,30)

Para o descritor vAm, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.7 ED X ND

Na Tabela C.44, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.44 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e ND.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Teste	
	ED	ND	Ho (nula)	Ha (alternativa)				Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,49	0,45	ShdB _{ED} = ShdB _{ND}	ShdB _{ED} ≠ ShdB _{ND}	225	0,29	Ho	-	-
Shim	2,86	5,18	Shim _{ED} = Shim _{ND}	Shim _{ED} ≠ Shim _{ND}	222	0,32	Ho	-	-
Jita	78,00	53,72	Jita _{ED} = Jita _{ND}	Jita _{ED} ≠ Jita _{ND}	242	0,12	Ho	-	-
Jitt	1,32	1,05	Jitt _{ED} = Jitt _{ND}	Jitt _{ED} ≠ Jitt _{ND}	211	0,49	Ho	-	-
APQ	3,84	3,72	APQ _{ED} = APQ _{ND}	APQ _{ED} ≠ APQ _{ND}	219	0,37	Ho	-	-
vAm	10,70	10,56	vAm _{ED} = vAm _{ND}	vAm _{ED} ≠ vAm _{ND}	210	0,51	Ho	-	-

Não há evidências estatísticas sobre esses descritores destas patologias serem diferentes (base KAY+, 2012).

Tabela C.45 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED7 (sem outliers) e ND.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
	ED	ND	Ho (nula)	Ha (alternativa)					
ShdB	0,49	0,45	ShdB _{ED} = ShdB _{ND}	ShdB _{ED} ≠ ShdB _{ND}	225	0,29	Ho	-	-
Shim	2,86	5,18	Shim _{ED} = Shim _{ND}	Shim _{ED} ≠ Shim _{ND}	222	0,32	Ho	-	-
Jita7 e Jita	69,89	53,72	Jita7 _{ED} = Jita _{ND}	Jita7 _{ED} ≠ Jita _{ND}	158	0,63	Ho	-	-
Jitt	1,32	1,05	Jitt _{ED} = Jitt _{ND}	Jitt _{ED} ≠ Jitt _{ND}	211	0,49	Ho	-	-
APQ	3,84	3,72	APQ _{ED} = APQ _{ND}	APQ _{ED} ≠ APQ _{ND}	219	0,37	Ho	-	-
vAm	10,70	10,56	vAm _{ED} = vAm _{ND}	vAm _{ED} ≠ vAm _{ND}	210	0,51	Ho	-	-

C.6.8 ED X PP

Na Tabela C.46, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.46 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e PP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	ED	PP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,49	0,46	ShdB _{ED} = ShdB _{PP}	ShdB _{ED} ≠ ShdB _{PP}	138	0,96	Ho	-	-
Shim	2,86	5,24	Shim _{ED} = Shim _{PP}	Shim _{ED} ≠ Shim _{PP}	134	0,85	Ho	-	-
Jita	78,00	73,25	Jita _{ED} = Jita _{PP}	Jita _{ED} ≠ Jita _{PP}	143	0,90	Ho	-	-
Jitt	1,32	1,06	Jitt _{ED} = Jitt _{PP}	Jitt _{ED} ≠ Jitt _{PP}	155	0,61	Ho	-	-
APQ	3,84	3,54	APQ _{ED} = APQ _{PP}	APQ _{ED} ≠ APQ _{PP}	140	0,98	Ho	-	-
vAm	10,70	10,19	vAm _{ED} = vAm _{PP}	vAm _{ED} ≠ vAm _{PP}	155	0,62	Ho	-	-

Não há evidências estatísticas sobre esses descritores destas patologias serem diferentes (base KAY+, 2012).

C.6.9 ED X OP

Na Tabela C.47, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.47 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ED e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	ED	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,49	0,00	ShdB _{ED} = ShdB _{OP}	ShdB _{ED} ≠ ShdB _{OP}	496	0,001	Ha	0,37	(0,27 ; 0,50)
Shim	2,86	5,00	Shim _{ED} = Shim _{OP}	Shim _{ED} ≠ Shim _{OP}	404	0,14	Ho	-	-
Jita	78,00	77,00	Jita _{ED} = Jita _{OP}	Jita _{ED} ≠ Jita _{OP}	352	0,61	Ho	-	-
Jitt	1,32	1,00	Jitt _{ED} = Jitt _{OP}	Jitt _{ED} ≠ Jitt _{OP}	351	0,63	Ho	-	-
APQ	3,84	3,00	APQ _{ED} = APQ _{OP}	APQ _{ED} ≠ APQ _{OP}	410	0,11	Ho	-	-
vAm	10,70	0,33	vAm _{ED} = vAm _{OP}	vAm _{ED} ≠ vAm _{OP}	370	0,40	Ho	-	-

Para o descritor ShdB, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.10 RK X ND

Na Tabela C.48, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.48 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e ND.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	RK	ND	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,39	0,45	$ShdB_{RK} = ShdB_{ND}$	$ShdB_{RK} \neq ShdB_{ND}$	84	1	Ho	-	-
Shim	4,54	5,18	$Shim_{RK} = Shim_{ND}$	$Shim_{RK} \neq Shim_{ND}$	84	1	Ho	-	-
Jita	82,77	53,72	$Jita_{RK} = Jita_{ND}$	$Jita_{RK} \neq Jita_{ND}$	115	0,11	Ho	-	-
Jitt	0,95	1,05	$Jitt_{RK} = Jitt_{ND}$	$Jitt_{RK} \neq Jitt_{ND}$	67	0,38	Ho	-	-
APQ	3,47	3,72	$APQ_{RK} = APQ_{ND}$	$APQ_{RK} \neq APQ_{ND}$	80	0,83	Ho	-	-
vAm	6,60	10,56	$vAm_{RK} = vAm_{ND}$	$vAm_{RK} \neq vAm_{ND}$	31	0,006	Ha	3,94	(1,29 ; 5,56)

Para o descritor vAm, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.11 RK X PP

Na Tabela C.49, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.49 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e PP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	RK	PP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,39	0,46	$ShdB_{RK} = ShdB_{PP}$	$ShdB_{RK} \neq ShdB_{PP}$	45	0,26	Ho	-	-
Shim	4,54	5,24	$Shim_{RK} = Shim_{PP}$	$Shim_{RK} \neq Shim_{PP}$	45	0,25	Ho	-	-
Jita	82,77	73,25	$Jita_{RK} = Jita_{PP}$	$Jita_{RK} \neq Jita_{PP}$	67	0,80	Ho	-	-
Jitt	0,95	1,06	$Jitt_{RK} = Jitt_{PP}$	$Jitt_{RK} \neq Jitt_{PP}$	57	0,70	Ho	-	-
APQ	3,47	3,54	$APQ_{RK} = APQ_{PP}$	$APQ_{RK} \neq APQ_{PP}$	42	0,18	Ho	-	-
vAm	6,60	10,19	$vAm_{RK} = vAm_{PP}$	$vAm_{RK} \neq vAm_{PP}$	27	0,02	Ha	3,99	(1,23 ; 7,65)

Para o descritor vAm, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.12 RK X OP

Na Tabela C.50, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.50 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos RK e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	RK	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,39	0,00	ShdB _{RK} = ShdB _{OP}	ShdB _{RK} ≠ ShdB _{OP}	210	0,03	Ha	0,31	(0,16 ; 0,47)
Shim	4,54	5,00	Shim _{RK} = Shim _{OP}	Shim _{RK} ≠ Shim _{OP}	161	0,63	Ho	-	-
Jita	82,77	77,00	Jita _{RK} = Jita _{OP}	Jita _{RK} ≠ Jita _{OP}	156	0,76	Ho	-	-
Jitt	0,95	1,00	Jitt _{RK} = Jitt _{OP}	Jitt _{RK} ≠ Jitt _{OP}	92	0,06	Ho	-	-
APQ	3,47	3,00	APQ _{RK} = APQ _{OP}	APQ _{RK} ≠ APQ _{OP}	154	0,82	Ho	-	-
vAm	6,60	0,33	vAm _{RK} = vAm _{OP}	vAm _{RK} ≠ vAm _{OP}	92	0,06	Ho	-	(-14 ; 5,77)

Para o descritor ShdB, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.13 ND X PP

Na Tabela C.51 podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.51 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e PP.

DESC	Mediana		Hipóteses		W	p-valor	Teste		
	ND	PP	Ho (nula)	Ha (alternativa)			RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,45	0,46	ShdB _{ND} = ShdB _{PP}	ShdB _{ND} ≠ ShdB _{PP}	40	0,33	Ho	-	-
Shim	5,18	5,24	Shim _{ND} = Shim _{PP}	Shim _{ND} ≠ Shim _{PP}	38	0,25	Ho	-	-
Jita	53,72	73,25	Jita _{ND} = Jita _{PP}	Jita _{ND} ≠ Jita _{PP}	43	0,43	Ho	-	-
Jitt	1,05	1,06	Jitt _{ND} = Jitt _{PP}	Jitt _{ND} ≠ Jitt _{PP}	59	0,72	Ho	-	-
APQ	3,72	3,54	APQ _{ND} = APQ _{PP}	APQ _{ND} ≠ APQ _{PP}	36	0,20	Ho	-	-
vAm	10,56	10,19	vAm _{ND} = vAm _{PP}	vAm _{ND} ≠ vAm _{PP}	50	0,77	Ho	-	-

Não há evidências estatísticas sobre esses descritores destas patologias serem diferentes (base KAY+, 2012).

C.6.14 ND X OP

Na Tabela C.39, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.52 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos ND e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	ND	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,45	0,00	ShdB _{ND} = ShdB _{PP}	ShdB _{ND} ≠ ShdB _{PP}	180	0,03	Ha	0,31	(0,23 ; 0,45)
Shim	5,18	5,00	Shim _{ND} = Shim _{PP}	Shim _{ND} ≠ Shim _{PP}	148	0,40	Ho	-	-
Jita	53,72	77,00	Jita _{ND} = Jita _{PP}	Jita _{ND} ≠ Jita _{PP}	99	0,31	Ho	-	-
Jitt	1,05	1,00	Jitt _{ND} = Jitt _{PP}	Jitt _{ND} ≠ Jitt _{PP}	90	0,16	Ho	-	-
APQ	3,72	3,00	APQ _{ND} = APQ _{PP}	APQ _{ND} ≠ APQ _{PP}	139	0,62	Ho	-	-
vAm	10,56	0,33	vAm _{ND} = vAm _{PP}	vAm _{ND} ≠ vAm _{PP}	114	0,65	Ho	-	-

Para o descritor ShdB, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

C.6.15 PP X OP

Na Tabela C.53, podem ser vistos os TH que indicam ser possível separar os pares de patologias aqui considerados.

Tabela C.53 – Testes de Hipótese: Diferença entre os descritores dos grupos PP e OP.

DESC	Mediana		Hipóteses		Teste				
	PP	OP	Ho (nula)	Ha (alternativa)	W	p-valor	RES	Est DNP	Intervalo estimado (IC NP 95%)
ShdB	0,46	0,00	ShdB _{PP} = ShdB _{OP}	ShdB _{PP} ≠ ShdB _{OP}	145	0,01	Ha	0,33	(0,29 ; 0,65)
Shim	5,24	5,00	Shim _{PP} = Shim _{OP}	Shim _{PP} ≠ Shim _{OP}	123	0,19	Ho	-	-
Jita	73,25	77,00	Jita _{PP} = Jita _{OP}	Jita _{PP} ≠ Jita _{OP}	95	0,98	Ho	-	-
Jitt	1,06	1,00	Jitt _{PP} = Jitt _{OP}	Jitt _{PP} ≠ Jitt _{OP}	79	0,46	Ho	-	-
APQ	3,54	3,00	APQ _{PP} = APQ _{OP}	APQ _{PP} ≠ APQ _{OP}	123	0,19	Ho	-	-
vAm	10,19	0,33	vAm _{PP} = vAm _{OP}	vAm _{PP} ≠ vAm _{OP}	97	0,90	Ho	-	-

Para o descritor ShdB, existem diferenças estatísticas significativas para este par de patologias (base KAY+, 2012).

Na Tabela 5.13, a síntese das situações comparativas analisadas estatisticamente (vide APÊNDICE C), por meio da mediana dos valores dos descritores, pode ser vista e as conclusões seguintes podem ser assinaladas

1. Os grupos que mais sofreram separação foram Edema de Reinke's e Paralisia {RK, PR}. Em segunda lugar, notadamente em decorrência dessas, foram as patologias ND e OP¹⁹. Assim, RK e PR são diferenciáveis e ambas podem ser classificadas pelo valor da maioria dos descritores {ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ e vAm}.
2. Contra RK e PR, as patologias Edema, Nódulo e Pólipos {ED, ND, PP} podem ser diferenciadas.
3. Para a maioria das combinações dos pares (12/15), *há pelo menos um descritor que pode separar uma dessas patologias*.
4. A maioria dos descritores pode ser usado para separar os grupos nos quais Reinke e Paralisia estiverem considerados. Uma hierarquia de separação é ShdB, Jitt, Shim, Jita, APQ e vAm (ranqueada pelo número da cobertura dos casos analisados).
5. Os descritores que ocorreram em maior quantidade para efeito de separação dos pares foram: ShdB (8), Jitt (5) e {Shim, Jita, APQ}(4).
6. Em três situações (ED X ND, ED X PP e ND X PP), *não há evidência estatística de separação por nenhum descritor*. Observação: O número de vozes das patologias ND e PP são as de menor quantidade. Respectivamente, 12 (doze) e 9 (nove).
7. No geral e cobrindo a maior parte dos pares, a combinação de descritores "mais discriminativa" é aquela que tem como descritores ShdB e Jitt. Já em segundo lugar, empatados, estão os descritores Shim, Jita, APQ e vAm.

Tabela C.54 – Sumário TH sobre diferença estatística (H_a) das medianas EST7 dos pares de Patologias.

¹⁹ Este último possivelmente explicado por conter muitas vozes diversas – não homogêneas (patologias em pouca quantidade de origens bem distintas: OP = Disfonia; Presbifonia; Paresia; Cistos; granuloma).

DESC/ Casos	PR x ED	PR x RK	PR x ND	PR x PP	PR x OP	ED x RK	ED x ND	ED x PP	ED x OP	RK x ND	RK x PP	RK x OP	ND x PP	ND x OP	PP x OP	Cobertura PARES
ShdB	X	X	X		X				X			X		X	X	53%
Shim	x	x	x		x											27%
Jita	x	x	x		x											27%
Jitt	X	X	X	X	X											33%
APQ	x	x	x		x											27%
vAm		x				x				X	x					27%
SPI	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Não Efetivo!
Cobertura DESC	5	6	5	1	5	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	

Com essas informações *a priori*, é possível conceber um novo modelo da identificação de patologias nas quais os descritores confirmaram tal separação estatística pelos pares (por contagem dos casos são aqueles que contém Paralisia, Nódulos e Reinke). Dessa forma foi possível conceber e rearrumar os grupos com maiores chances de separação (*a posteriori* em REAGRUPAMENTOS) como também investigar todos os descritores para fins de redução de dados (técnica de ACP).

D.2 CLASSIFICAÇÃO SEGMENTADA POR ESTÁGIOS: NR-PR-RK-ND-PP (APÓS REAGRUPAMENTOS)

D.2.1 ESTÁGIO 1: NR X DEMP (PRRKNDPP)

Na Tabela D.56, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os descritores.

Tabela D.56 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nx x Demais Patologias).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
	DESC29, MLP	99,2	0,8	1,000 0,987 0,992	0,013 0,000 0,005	0,981 1,000 0,992	1,000 0,987 0,992	0,991 0,993 0,992	0,984 0,984 0,984	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKNDPP	a b <-- classif. em 53 0 a = Nr 1 76 b = PRRKNDPP
	DESC29, SVM	100	0	1,000 1,000 1,000	0,000 0,000 0,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKNDPP	a b <-- classif. em 53 0 a = Nr 0 77 b = PRRKNDPP
	DESC29, MLP	77,7	22,3	1,000 0,810 0,500 0,500 0,111 0,777	0,013 0,080 0,052 0,076 0,050 0,047	0,981 0,829 0,538 0,400 0,143 0,773	1,000 0,810 0,500 0,500 0,111 0,777	0,991 0,819 0,519 0,444 0,125 0,774	0,984 0,735 0,463 0,384 0,069 0,729	0,999 0,936 0,911 0,855 0,726 0,937	0,882 0,621 0,315 0,157 0,799	Nr PR RK ND PP	a b c d e <-- classif. em 53 0 0 0 0 a = Nr 0 34 3 3 2 b = PR 0 3 7 2 2 c = RK 1 2 1 6 2 d = ND 0 2 2 4 1 e = PP
	DESC29, SVM	40,8	59,2	1,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,408	1,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,408	0,408 0,000 0,000 0,000 0,000 0,166	1,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,408	0,579 0,000 0,000 0,000 0,000 0,236	0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000	0,500 0,500 0,500 0,500 0,500 0,500	0,408 0,323 0,108 0,092 0,069 0,296	Nr PR RK ND PP	a b c d e <-- classif. em 53 0 0 0 0 a = Nr 42 0 0 0 0 b = PR 14 0 0 0 0 c = RK 12 0 0 0 0 d = ND 9 0 0 0 0 e = PP

Modelos: MLP-WEKA: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.03 -M 0.2 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a -B -R e SVM: weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 1 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1 (Tipo de função *kernel* Polinomial).

Na Tabela D.57, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 2 descritores iniciais.

Tabela D.57 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 1 (Nx x Demais Patologias).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
	ACP (Jitt, VTI), MLP	96,9	3,1	0,962 0,974 0,969	0,026 0,038 0,033	0,962 0,974 0,969	0,962 0,974 0,969	0,962 0,974 0,969	0,936 0,936 0,936	0,996 0,996 0,996	0,995 0,997 0,997	Nr PRRKNDPP	a b <-- classif. em 51 2 a = Nr 2 75 b = PRRKNDPP
	ACP (Jitt, VTI), SVM	96,9	3,1	0,962 0,974 0,969	0,026 0,038 0,033	0,962 0,974 0,969	0,962 0,974 0,969	0,962 0,974 0,969	0,936 0,936 0,936	0,968 0,968 0,968	0,941 0,964 0,955	Nr PRRKNDPP	a b <-- classif. em 51 2 a = Nr 2 75 b = PRRKNDPP
	ACP7, MLP	99,2	0,8	1,000 0,987 0,992	0,013 0,000 0,005	0,981 1,000 0,992	1,000 0,987 0,992	0,991 0,993 0,992	0,984 0,984 0,984	1,000 1,000 1,000	1,000 1,000 1,000	Nr PRRKNDPP	a b <-- classif. em 53 0 a = Nr 1 76 b = PRRKNDPP

ACP7, SVM	97,7	0,3	1,000 0,961 0,977	0,039 0,000 0,016	0,946 1,000 0,978	1,000 0,961 0,977	0,972 0,980 0,977	0,954 0,954 0,954	0,981 0,981 0,981	0,946 0,984 0,969	Nr PRRKNDDPP	a b <-- classif. em 53 0 a = Nr 3 74 b = PRRKNDDPP
--------------	------	-----	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	-----------------	--

Esquemas SVM: weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 1 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1 E MLP: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2.

Com essas informações, a classificação (Normal e Demais patologias) está assegurada seja pelo classificador MLP ou pelo SVM em 100% (combinações ACP7). Em considerando-se Nr e as patologias individuais, também foi possível identificar isoladamente (100%) Normal em ACP7 com MLP e SVM (98,1%). Foi possível mostrar também a redução de descritores, dos 29 para apenas dois – após uso de ACP – para ainda efetiva classificação.

D.2.2 ESTÁGIO 2: PR X DEMP2 (RKNDDPP)

Na Tabela D.58, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 29 descritores.

Tabela D.58 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias2: RKNDDPP).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
1	DESC29 , MLP	54,5	45,5	1,000 0,000 0,545	1,000 0,000 0,545	0,545 0,000 0,298	1,000 0,000 0,545	0,706 0,000 0,385	0,000 0,000 0,000	0,534 0,534 0,534	0,625 0,535 0,584	PR RKNDDPP	a b <-- classif. em 42 0 a = PR 35 0 b = RKNDDPP
2	DESC29 , SVM	54,5	45,5	1,000 0,000 0,545	1,000 0,000 0,545	0,545 0,000 0,298	1,000 0,000 0,545	0,706 0,000 0,385	0,000 0,000 0,000	0,453 0,453 0,453	0,524 0,423 0,478	PR RKNDDPP	a b <-- classif. em 42 0 a = PR 35 0 b = RKNDDPP
3	DESC29 , MLP	62,3	37,7	0,111 0,833 0,583 0,623	0,074 0,257 0,111 0,188	0,167 0,795 0,417 0,602	0,111 0,833 0,357 0,623	0,133 0,814 0,385 0,610	0,045 0,580 0,262 0,435	0,637 0,833 0,806 0,807	0,188 0,889 0,417 0,666	PP PR RK ND	a b c d <-- classif. em 1 2 4 2 a = PP 1 35 3 3 b = PR 2 4 5 3 c = RK 2 3 0 7 d = ND
4	DESC29 , SVM	49,3	50,7	0,222 0,643 0,286 0,417 0,494	0,176 0,343 0,111 0,123 0,247	0,143 0,692 0,364 0,385 0,520	0,222 0,643 0,286 0,417 0,494	0,174 0,667 0,320 0,400 0,504	0,038 0,299 0,192 0,284 0,247	0,523 0,650 0,587 0,647 0,623	0,123 0,640 0,234 0,251 0,445	PP PR RK ND	a b c d <-- classif. em 2 2 3 2 a = PP 5 27 4 6 b = PR 6 4 4 0 c = RK 1 6 0 5 d = ND

weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 2 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -B -model /Users -seed 1. weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 1 -D 4 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1.

Na Tabela D.59, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 2 e 7 descritores “melhores” (pós ACP: Jitt, Fo, SEG, DSH, Shim, NHR, sAPQ).

Tabela D.59 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 2 (PR x Demais Patologias2: RKNDDP, ACP2).

DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
ACP2, MLP	72,7	36,3	0,690 0,771 0,727	0,229 0,310 0,265	0,784 0,675 0,734	0,690 0,771 0,727	0,734 0,720 0,728	0,460 0,460 0,460	0,720 0,720 0,720	0,776 0,583 0,688	PR RKNDDP	a b <-- classif. em 29 13 a = PR 8 27 b = RKNDDP
ACP7, MLP	54,5	45,5	1,000 0,000 0,545	1,000 0,000 0,545	0,545 0,000 0,298	1,000 0,000 0,545	0,706 0,000 0,385	0,000 0,000 0,000	0,483 0,483 0,483	0,557 0,494 0,528	PR RKNDDP	a b <-- classif. em 42 0 a = PR 35 0 b = RKNDDP
ACP7, SVM	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

O modelo SVM (ACP7) não pôde ser processado devido ao número pequeno de descritores e conjunto de vozes nas classes (função polinomial). Com essas informações, a classificação (PR x Demais Patologias2: RKNDDP) está assegurada pelo classificador MLP para descoberta de Paralisia. Esse fato (única classe) é suficiente. Caso, Não ocorra classificação Normal, a verificação (RKNDDP) é levada para os próximos estágios.

D.2.3 ESTÁGIO 3A: ND X DEMP3 (RKPP)

Na Tabela D.60, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 33 e 7 descritores (estes após ACP: vFo, Fhi, sAPQ, Tsam, NHR, VTI).

Tabela D.60 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (ND x Demais Patologias3: RKPP).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
ESC29, MLP	7,1	2,9	0,750 0,783 0,771	0,217 0,250 0,239	0,643 0,857 0,784	0,750 0,783 0,771	0,692 0,818 0,775	0,516 0,516 0,516	0,859 0,859 0,859	0,731 0,934 0,864	ND2 RKPP	a b <-- classif. em 9 3 a = ND2 5 18 b = RKPP	
CP6, MLP	5,7	4,3	0,083 0,957 0,657	0,043 0,917 0,617	0,500 0,667 0,610	0,083 0,957 0,657	0,143 0,786 0,565	0,082 0,082 0,082	0,870 0,870 0,870	0,694 0,941 0,857	ND2 RKPP	a b <-- classified as 1 11 a = ND2 1 22 b = RKPP	
CP6, SVM	1,4	8,6	0,750 0,696 0,714	0,304 0,250 0,269	0,563 0,842 0,746	0,750 0,696 0,714	0,643 0,762 0,721	0,425 0,425 0,425	0,833 0,833 0,833	0,665 0,920 0,832	ND2 RKPP	a b <-- classif. em 9 3 a = ND2 7 16 b = RKPP	

Com essas informações, a classificação (RK x Demais Patologias3: NDPP) ocorreu (75% de correta aceitação).

D.2.4 ESTÁGIO 3B: RK X DEMP3B (NDPP)

Na Tabela D.61, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 29 e 7 descritores (estes após ACP: vFo, Fhi, sAPQ, Tsam, NHR, VTI).

Tabela D.61 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 3 (RK x Demais Patologias3B: NDPP).

DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
DESC29, MLP	74,3	25,7	0,643	0,190	0,692	0,643	0,667	0,459	0,745	0,595	RK2	a b <-- classif. em
			0,810	0,357	0,773	0,810	0,791	0,459	0,745	0,831	NDPP	9 5 a = RK2
ACP6, MLP	77,1	22,8	0,743	0,290	0,741	0,743	0,741	0,459	0,745	0,737		4 17 b = NDPP
			0,714	0,190	0,714	0,714	0,714	0,524	0,684	0,546	RK2	a b <-- classif. em
			0,810	0,286	0,810	0,810	0,810	0,524	0,684	0,733	NDPP	10 4 a = RK2
DESC29, SVM	65,7	34,3	0,771	0,248	0,771	0,771	0,771	0,524	0,684	0,658		4 17 b = NDPP
			0,500	0,238	0,583	0,500	0,538	0,270	0,631	0,492	RK2	a b <-- classif. em
			0,762	0,500	0,696	0,762	0,727	0,270	0,631	0,673	NDPP	7 7 a = RK2
			0,657	0,395	0,651	0,657	0,652	0,270	0,631	0,600		5 16 b = NDPP

Esquemas: 1. weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a. E 2. -L 0.03 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a

Com essas informações, a classificação ocorre pelo classificador MLP (71,4% de correta aceitação).

D.2.5 ESTÁGIO 4A: ND X DEMP4 (PP)

Na Tabela D.62, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 33 e 7 descritores (estes após ACP: vFo, sPPQ, sAPQ, SPI, Tsam, NHR).

Tabela D.62 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 4a (ND x PP).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
DESC29, MLP	66,7	33,3	0,667	0,333	0,727	0,667	0,696	0,330	0,713	0,803	ND	a b <-- classif. em	
			0,667	0,333	0,600	0,667	0,632	0,330	0,713	0,635	PP	8 4 a = ND	
			0,667	0,333	0,673	0,667	0,668	0,330	0,713	0,731		3 6 b = PP	
ACP2, MLP	57,1	42,9	1,000	1,000	0,571	1,000	0,727	0,000	0,352	0,544	ND	a b <-- classif. em	
			0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,352	0,379	PP	12 0 a = ND	
ACP2, SVM	66,7	33,3	0,571	0,571	0,327	0,571	0,416	0,000	0,352	0,473		9 0 b = PP	
			1,000	0,778	0,632	1,000	0,774	0,375	0,611	0,632	ND	a b <-- classif. em	
			0,222	0,000	1,000	0,222	0,364	0,375	0,611	0,556	PP	12 0 a = ND	
ACP6, MLP	57,1	42,9	0,667	0,444	0,789	0,667	0,598	0,375	0,611	0,599		7 2 b = PP	
			1,000	1,000	0,571	1,000	0,727	0,000	0,259	0,477	ND	a b <-- classif. em	
			0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,259	0,337	PP	12 0 a = ND	
ACP6, SVM	61,9	38,1	0,571	0,571	0,327	0,571	0,416	0,000	0,259	0,417		9 0 b = PP	
			0,833	0,667	0,625	0,833	0,714	0,194	0,583	0,616	ND	a b <-- classif. em	
			0,333	0,167	0,600	0,333	0,429	0,194	0,583	0,486	PP	10 2 a = ND	
			0,619	0,452	0,614	0,619	0,592	0,194	0,583	0,560		6 3 b = PP	

Esquemas: 1. weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.03 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a. 2,4 . weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 1500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 23,6: weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 2 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -model /Users -seed 1

Com essas informações, a classificação (ND x PP) está assegurada com acurácia de 66,7% (ambas classes por meio de DESC29, MLP) ou 100 % (Classe Nódulo) por ACP2 e ACP7 (MLP) E SVM (esta, 83,3 %).

D.2.6 ESTÁGIO 4B: RK X DEMP4 (PP)

Na Tabela D.63, encontram-se os resultados das classificações realizadas com os 33 E 7 descritores (estes após ACP: vFo, Fo, sAPQ, NHR, Tsam).

Tabela D.63 – Sumário da Classificação, REARR2, Estágio 4b (RK x PP).

#	DESC	ACERTOS	FALHAS	CA	FA	PREC	REC	F-Measure	MCC	ROCArea	PRCArea	CLASS	MC
1	DESC29, MLP	52,2	47,8	0,571 0,444	0,556 0,429	0,615 0,400	0,571 0,444	0,593 0,421	0,016 0,016	0,579 0,579	0,688 0,464	RK PP	a b <-- classif. em 8 6 a = RK 5 4 b = PP
2	DESC29, SVM	60,8	39,2	1,000 0,000	1,000 0,000	0,609 0,000	1,000 0,000	0,757 0,000	0,000 0,000	0,500 0,500	0,609 0,391	RK PP	a b <-- classif. em 14 0 a = RK 9 0 b = PP
3	ACP2, MLP	60,8	39,2	1,000 0,000	1,000 0,000	0,609 0,000	1,000 0,000	0,757 0,000	0,000 0,000	0,421 0,421	0,657 0,363	RK PP	a b <-- classif. em 14 0 a = RK 9 0 b = PP
4	ACP2, SVM	60,8	39,2	1,000 0,000	1,000 0,000	0,609 0,000	1,000 0,000	0,757 0,000	0,000 0,000	0,500 0,500	0,609 0,391	RK PP	a b <-- classif. em 14 0 a = RK 9 0 b = PP
5	ACP5, MLP	52,1	47,9	0,643 0,333	0,667 0,357	0,600 0,375	0,643 0,333	0,621 0,353	-0,024 -0,024	0,444 0,444	0,581 0,426	RK PP	a b <-- classif. em 9 5 a = RK 6 3 b = PP

Esquemas: 1, 3, 5. weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.0030 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H 2. E 2,4: weka.classifiers.functions.LibSVM -S 0 -K 2 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -Z -model /Users -seed 1

Com essas informações, a classificação (RK x PP) foi possível para RK em 100% (por ACP2 e ACP5 (MLP) E SVM. No entanto, para PP, foi 44,4% (DESC29, MLP) e 33,3% (ACP7, MLP).

Na Tabela D.64, encontram-se os resultados síntese dos estágios REARR1.

Tabela D.64 – Resultados dos Estágios para Classificação, REARR1.

ESTÁGIO	GRUPO	CA1 [%]	CA2 [%]	MÉTODO(S)	DESC7	OBS
1a	Nr x PRRKND PP	100	98,7+	ACP, MLP e SVM	Jitt, VTI, NSH, ATRI, NHR, Shim	100% de Correta Aceitação para Nr já se torna suficiente no processo global.

ESTÁGIO	GRUPO	CA1 [%]	CA2 [%]	MÉTODO(S)	DESC7	OBS
1b	Nr x PR x RK x ND x PP	100 (Nr)	100 (PR)	ACP, MLP e SVM	Jitt, VTI, NSH, NHR, Shim	100% de Correta Aceitação para Nr já se torna suficiente no processo global.
2	PR x RKNDPP	100	77,7 (ACP2)	ACP, MLP	Jitt, Fo, SEG, DSH, Shim, NHR, sAPQ	100% de Correta Aceitação para PR já se torna suficiente no processo global.
3a	ND x RKPP	75	69,6	ACP, SVM	vFo, Fhi, sAPQ, Tsam, NHR, VTI	A classe ND obteve acurácia de cerca de 75%. Enquanto RKPP de cerca de 70%.
3b	RK x NDPP	71,4	81,1	ACP, MLP	vFo, Fhi, sAPQ, Tsam, NHR, VTI	A classe RK obteve acurácia de cerca de 72%. Enquanto NDPP de cerca de 81%.
6	ND x PP	100	66,7 (DESC29)	ACP2, MLP e SVM	vFo, sPPQ, sAPQ, SPI, Tsam, NHR	A classe ND obteve acurácia de 100%. Mas PP de apenas de cerca de 67%.
7	RK x PP	100	44,4 (DESC29)	SVM (DESC29) E MLP (ACP)	vFo, Fo, sAPQ, NHR, Tsam	A classe RK obteve acurácia de 100%. Mas PP de apenas de cerca de 45%.

Nesse REARRANJO REARR1 (inclusão de Pólipos), é possível mostrar também uma metodologia, com redução de dados (ACP), para separar entre os grupos Normal, Paralisia, Reinke, Nódulo e Pólipo. No entanto, comparando-se com REARR2, estas medidas de desempenho foram bem menores. Notadamente pela baixa quantidade de dados da classe Pólipo ou bem como estatisticamente de sua pouca diferenciação dentre as demais.

APÊNDICE E – ANÁLISE EXPLORATÓRIA E PERFIL DOS DADOS

Nas seções seguintes serão descritas as principais estatísticas sumarizadas dos descritores considerados calculados sobre a base (BEC, 2012) por meio do arcabouço estatístico R e seus pacotes²⁰.

Descritores: ShdB, Shim, Jita, Jitt, APQ, vAm e SPI.

E.1 DESCRITOR SHDB

E.1.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.65, as principais medidas-resumo dos dados podem ser observadas.

Tabela E.65 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor ShdB.

Grupo	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%) ²¹	N
Nr	0,08	0,12	0,18	0,19	0,08	0,25	0,41	0,33	41,71	53
PR	0,14	0,50	0,69	0,79	0,39	1,07	1,69	1,55	50,22	42
ED	0,13	0,36	0,49	0,63	0,44	0,83	2,23	2,1	70,54	31
RK	0,16	0,30	0,39	0,45	0,21	0,58	0,87	0,71	46,41	14
ND	0,23	0,30	0,45	0,45	0,16	0,55	0,73	0,5	36,89	12
PP	0,29	0,33	0,46	0,62	0,36	0,84	1,20	0,91	57,65	9
OP	0,00	0,00	0,00	0,33	0,58	1,00	2,00	2	173,20	21
AiIP	0,00	0,31	0,52	0,59	0,44	0,88	2,23	2,23	73,43	182
CPR	0	0,26	0,43	0,50	0,43	0,67	2,23	2,23	85,16	87
CED	0	0,29	0,52	0,58	0,44	0,87	2	2	74,72	98
CRK	0	0,31	0,53	0,61	0,45	0,93	2,23	2,23	74,14	115
CND	0	0,31	0,53	0,61	0,45	0,93	2,23	2,23	74,29	117
CPP	0	0,30	0,52	0,59	0,52	0,88	2,23	2,23	74,79	120
COP	0,13	0,33	0,54	0,65	0,39	0,87	2,23	2,1	59,97	108

- Precisão da medida:
 - Maior precisão (ou melhor): ND (36,89 %). Grupo com menor valor de RSD.
 - Menor precisão (ou pior): OP (173,20 %). Grupo com maior valor de RSD.

²⁰ Pacotes R: gdata (XLS leitura), nortest (testes quanto a Normalidade), ggplot2 (gráficos), psych(intervalo de confiança).

²¹ RSD (Desvio Padrão Relativo) ou cv (Coeficiente de Variação) é uma medida para *comparar a precisão* de desvios padrões de medições. É calculado como: $RSD = (100 * sd(x) / media(x))$. Onde $sd(x)$ é o desvio padrão da medida de x . Quanto menor seu valor, maior a precisão daquela grandeza medida.

E.1.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.66, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.66 – Estatísticas ShdB (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria ²² (<i>skewness</i>)	<i>Zskew</i>	Achatamento ²³ (<i>Kurtosis</i>)	<i>Zkurt</i>	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
1. Nr	0,79	2,35	-0,25	-0,37	0,00200	0,0018	
2. PR	0,43	1,13	-0,78	-1,03	0,19	0,22	NORM
3. ED	1,66	3,76	3,16	3,60	0,00017	0,00030	
4. RK	0,39	0,60	-1,08	-0,82	0,37	0,25	NORM
5. ND	0,23	0,33	-1,47	-1,04	0,56	0,60	NORM
6. PP	0,57	0,69	-1,51	-0,92	0,06	0,08	NORM
7. OP	1,37	2,57	0,81	0,75	0,00003	0,00006	
8. AIIIP	0,93	4,31	1,01	2,35	0,00001	0,00006	
CPR	1,37	5,22	2,81	5,34	1e -6	1e -5	
CED	0,68	2,74	0,12	0,24	0,0005	0,003	
CRK	0,83	3,64	0,69	1,51	6e -5	0,0005	
CND	0,83	3,67	0,69	1,52	5e -5	0,0006	
CPP	0,94	4,20	1,03	2,31	1e -5	0,0001	
COP	1,21	5,13	1,59	3,38	6e -7	8e -8	

Discussão dos Resultados - Grupos Principais "1-8" (Nr, PR, ED, ..., AIIIP):

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - Assimetria: Valores positivos (Assimetria > 0) → concentração de dados à esquerda da média (Ver Figura E.39).
 - Achatamento: A maioria dos grupos possui picos brandos (curva mais "gordinha"). A exceção indica uma curva com pico acentuado: ED e AIIIP (Ver Figura E.39, gráfico do ED).
- Normalidade (amostra de vozes): PR, RK, ND e PP.

²² A métrica de espalhamento ou obliquidade (*skewness*) informa a quantidade e o sentido do desvio (sobre a simetria horizontal). Formalmente, *skewness* é o grau de assimetria de uma distribuição por sobre sua média. Valor de referência: zero "0" (sem assimetria) A de kurtosis informa o quanto alto e sharp o pico centra está, com relação a curva característica sino (bell) Normal.

²³ Achatamento ou curtose é uma medida que reflete a concentração dos dados (ou espalhamento desses) em torno das medidas de tendência central (média ou mediana). Seu valor "x" de referência é três (normal). Valor menor do que esta ($x < 3$) indica a existência de picos mais brandos (curva da diagrama de densidade fica mais "gordinha") na distribuição. Caso contrário ($x > 3$), indica a existência de picos mais bruscões (a concentração fica mais acurada e próxima para a maioria dos pontos da amostra junto a medida central).

Figura E.39 – Gráficos ShdB comparativos: “Histograma e de Densidade”.

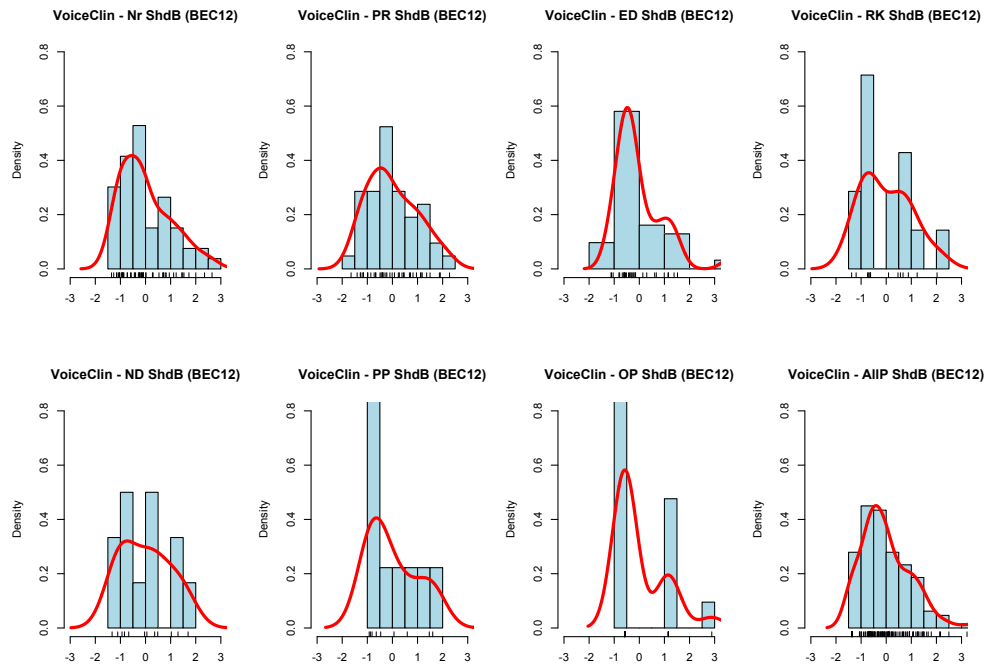


Figura E.40 – Gráficos ShdB de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

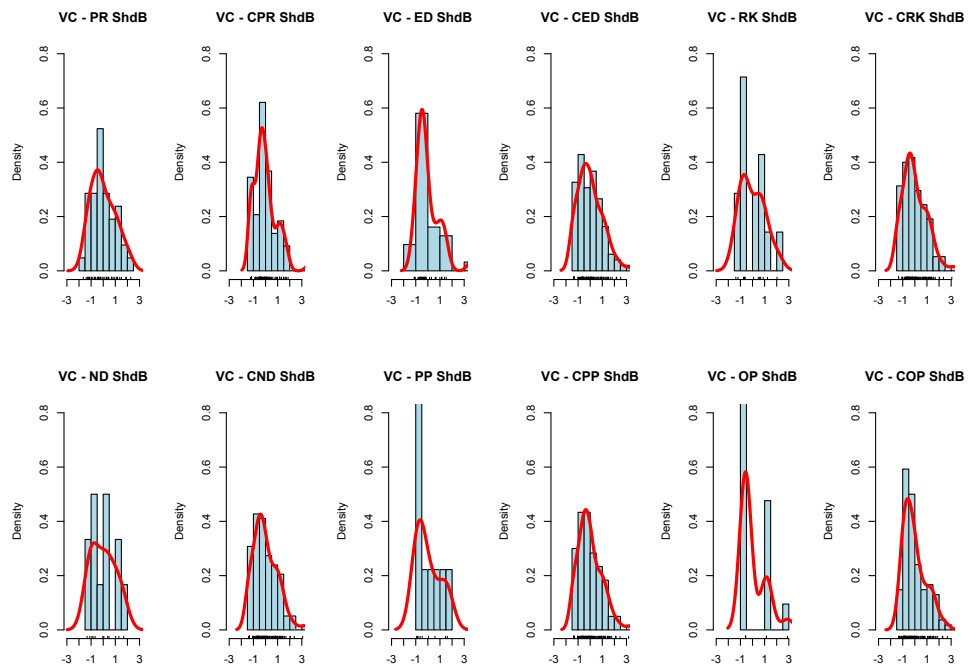


Figura E.41 – Gráficos ShdB QQplot comparativos.

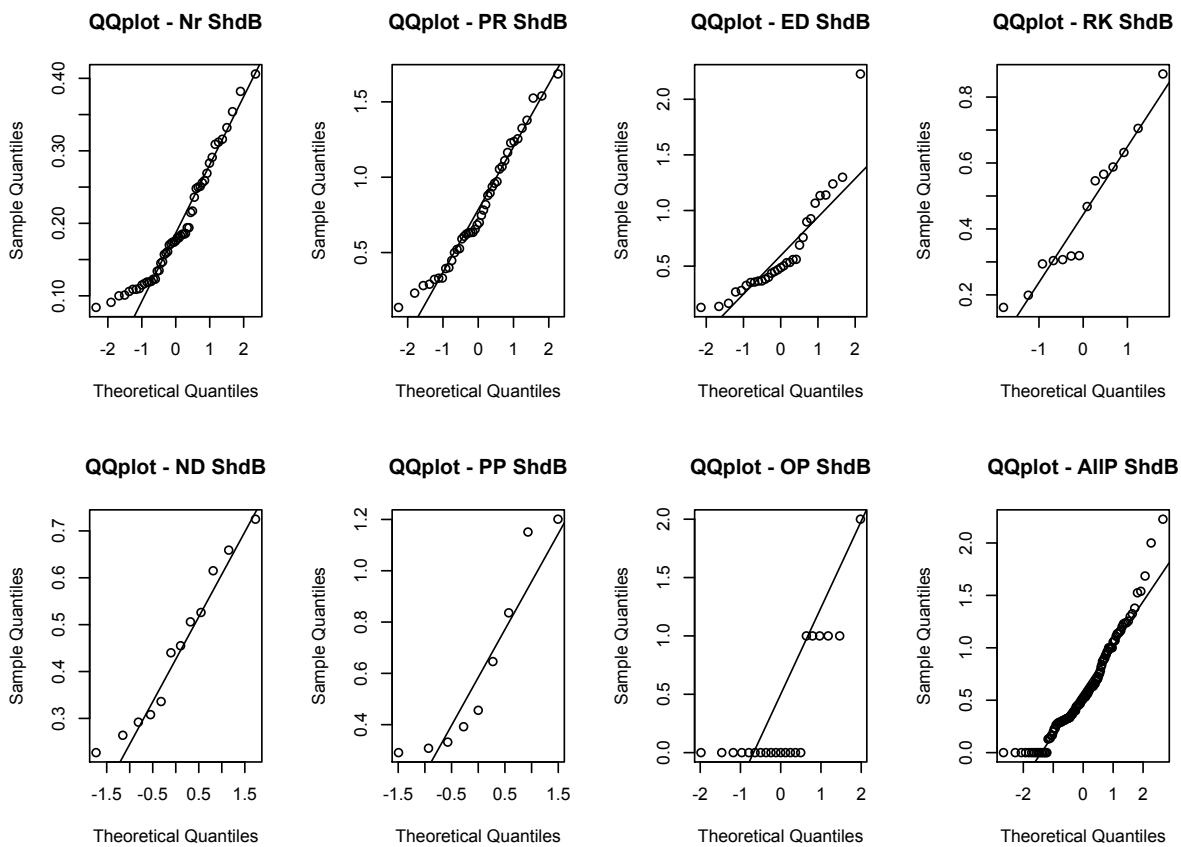


Figura E.42 – BoxPlot Comparativo ShdB (Unidade /dB/).

VoiceClin - Comparative of ShdB (BEC12, N=182)

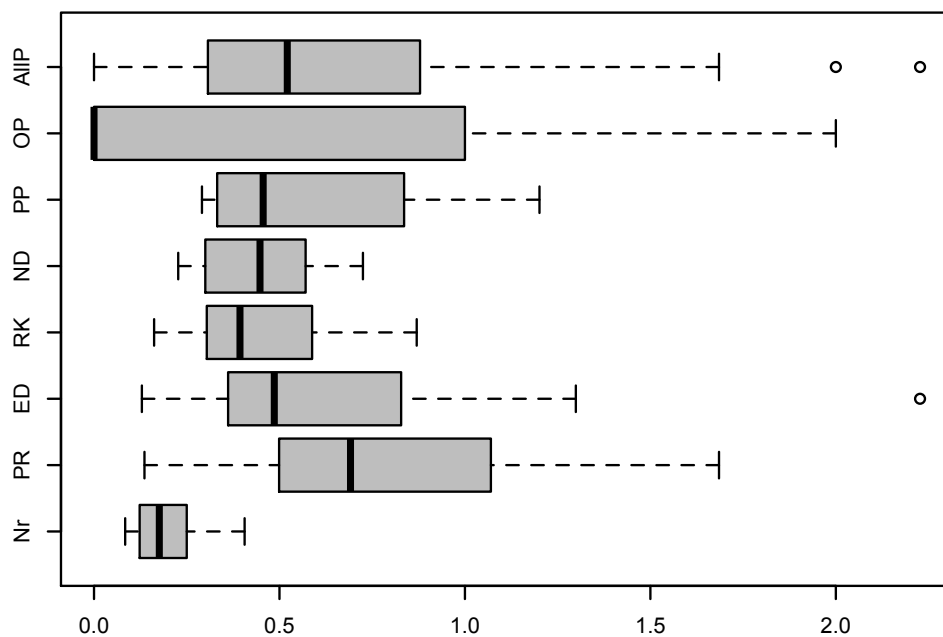
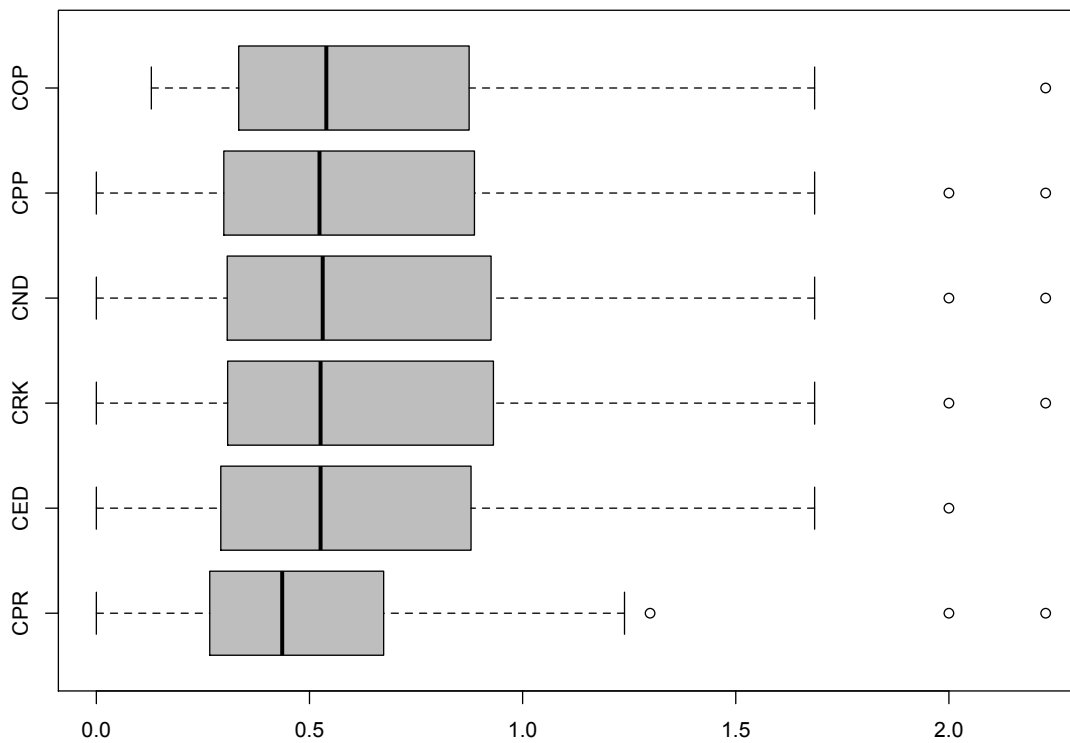


Figura E.43 – BoxPlot Comparativo ShdB dos complementos.

VoiceClin - Comparative of ShdB (BEC12, N=182)



E.2 DESCRITOR SHIM

E.2.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.67, as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.67 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Shim (Unidade %/).

Grupo	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	0,96	1,41	2,01	2,21	0,92	2,87	4,80	3,84	41,91	53
PR	1,57	5,83	7,97	8,88	4,39	12,08	18,56	16,99	49,47	42
ED	1,49	4,09	5,66	7,02	4,86	9,46	24,33	22,84	69,27	31
RK	1,86	3,49	4,54	5,15	2,37	6,63	9,93	8,07	36,49	14
ND	2,61	3,49	5,18	5,11	1,87	6,30	8,28	5,67	46,03	12
PP	3,36	3,84	5,24	7,25	4,21	9,75	14,04	10,68	58,08	9
OP	2,00	3,00	5,00	5,48	3,80	6,00	16,00	14	69,44	21
AiIP	1,49	3,76	6,00	7,01	4,27	9,04	24,33	22,84	60,87	182
CPR	1,49	3,53	5,00	6,10	3,92	7,32	24,33	22,84	64,21	87
CED	1,57	3,68	6,02	7,00	4,09	9,02	18,56	16,99	60,75	98
CRK	1,48	3,90	6,00	7,23	4,4	10,00	24,33	22,85	60,75	115
CND	1,48	3,78	6,05	7,20	4,4	10,00	24,33	22,85	61,06	117
CPP	1,48	3,76	6,00	6,98	4,29	9,00	24,33	22,85	61,33	120
COP	1,48	3,83	6,22	7,30	4,3	9,95	24,33	22,85	58,90	108

Aspectos – GP, sobre:

- Precisão das medidas:
 - Maior precisão (ou melhor): RK (36,49 %).
 - Menor precisão (ou pior): : OP (69,44%).

E.2.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.68, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.68 – Estatísticas Shim (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	0,82	2,43	-0,13	-0,19	0,0018	0,0016	
PR	0,43	1,14	-0,74	-0,98	0,2000	0,2600	NORM
ED	1,58	3,60	2,86	3,25	0,0002	0,0005	
RK	0,38	0,58	-1,09	-0,83	0,3600	0,2400	NORM
ND	0,21	0,29	-1,48	-1,05	0,5700	0,5800	NORM
PP	0,57	0,70	-1,51	-0,92	0,0570	0,0780	NORM
OP	1,48	2,77	1,26	1,18	0,0003	0,0001	
AllP	1,19	5,55	1,34	3,10	5,2e -8	4,3e-10	
CPR	1,79	6,82	4,26	8,10	1,5e -9	2,6e -10	
CED	0,95	3,82	0,06	0,13	3e -6	2e -7	
CRK	1,11	4,89	1,02	2,25	3e -7	8e -9	
CND	1,01	4,86	1,00	2,22	4e -7	1e -8	
CPP	1,22	5,49	1,48	3,31	1e -7	3e -9	
COP	1,15	4,88	1,32	2,80	1e -6	2e -7	

Aspectos sobre:

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Valores positivos (*Assimetria* > 0) → concentração de dados à esquerda da média (Ver Figura E.46).
- Normalidade: PR, RK, ND e PP (Ver correspondentes na Figura E.48).

Figura E.44 – Gráficos Shim comparativos: “Histograma e de Densidade”.

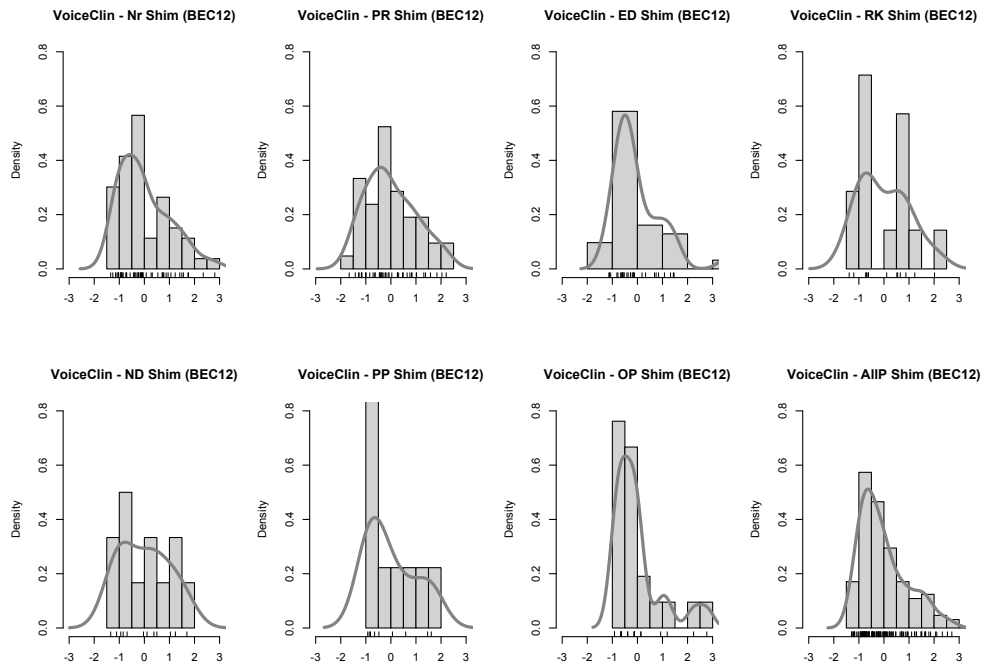


Figura E.45 – Gráficos Shim de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

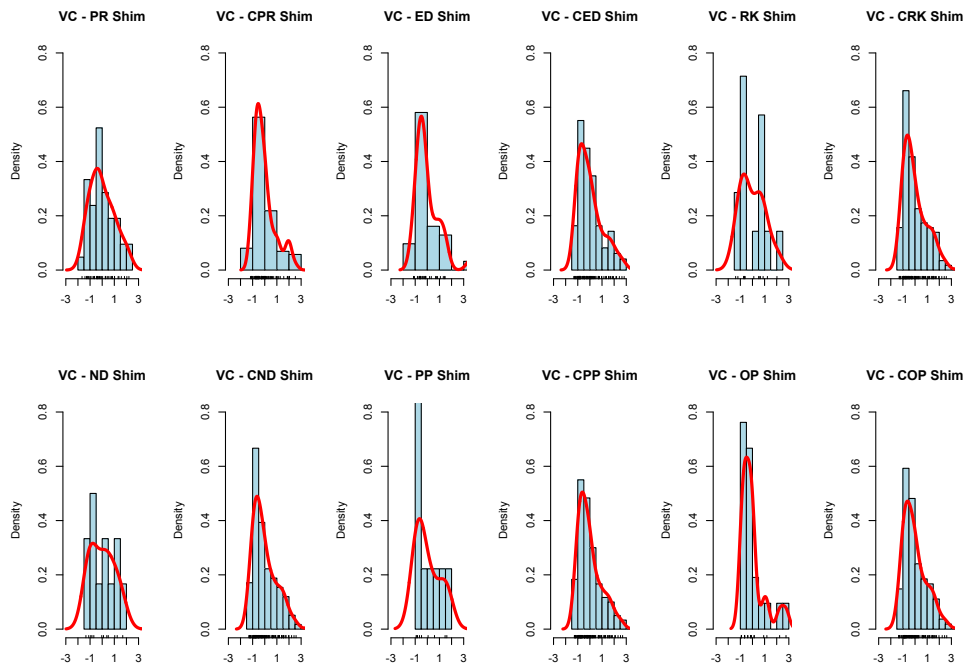


Figura E.46 – BoxPlot Comparativo Shim (Unidade /%/).

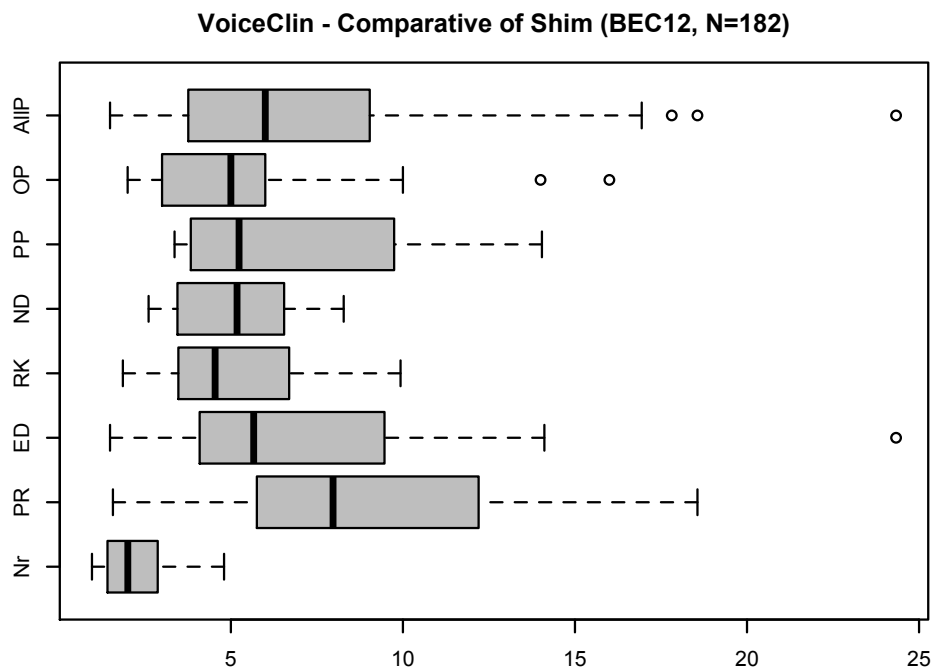


Figura E.47 – BoxPlot Comparativo Shim dos complementos.

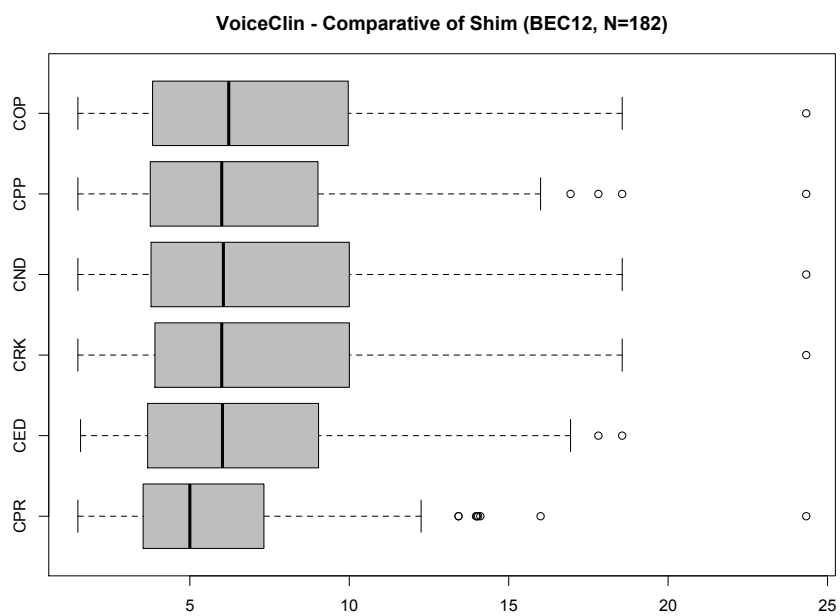
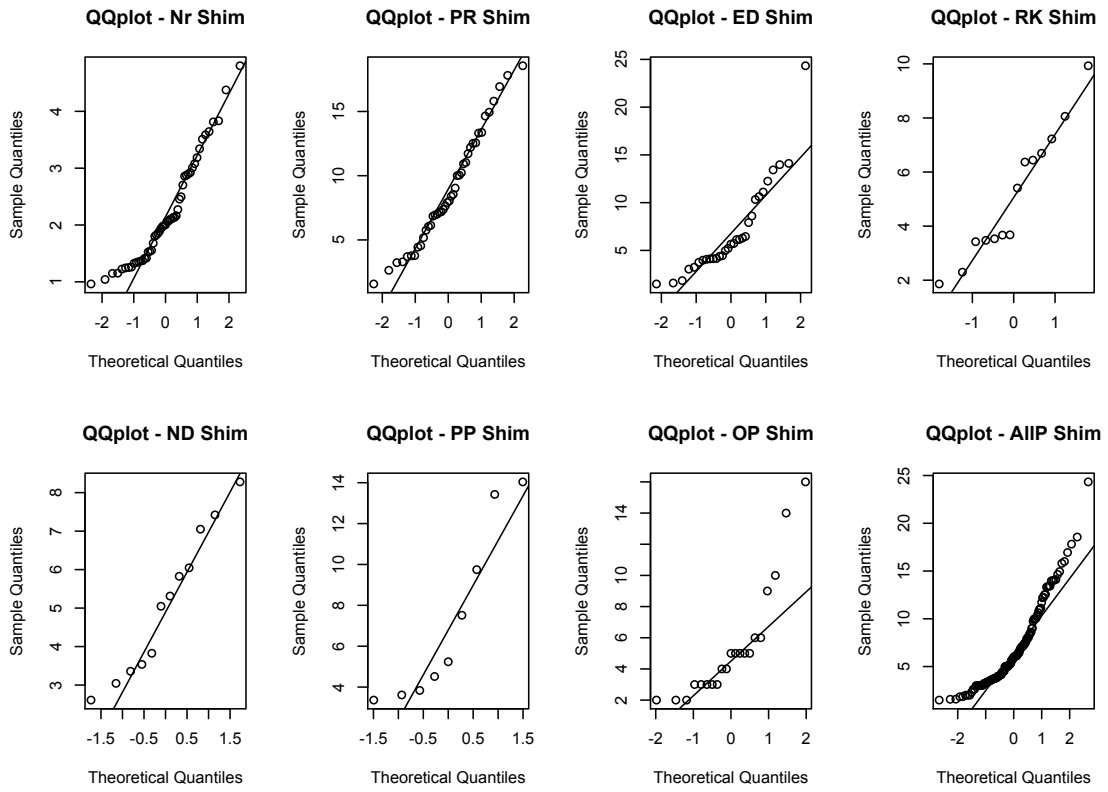


Figura E.48 – Gráficos Shim QQplot comparativos.



E.3 DESCRITOR JITA

E.3.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.69, as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.69 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Jita (Unidade /us/).

	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	7,09	16,34	25,69	32,77	27,59	36,74	154,70	147,61	84,19	53
PR	17,54	83,31	190,73	265,67	343,86	286,90	1.987,14	1.969,6	129,43	42
ED	8,65	47,49	78,00	200,71	353,29	132,12	1.877,57	1.868,92	176,02	31
RK	37,36	58,24	82,77	100,94	68,98	104,95	287,49	250,13	68,34	14
ND	36,33	45,00	53,72	64,06	32,80	62,45	143,69	107,36	51,19	12
PP	33,18	44,16	73,25	255,86	531,25	131,74	1.668,26	1.635,08	207,63	9
OP	15,00	41,00	77,00	118,76	121,72	162,00	536,00	521	102,49	21
AIIP	8,65	49,40	95,00	188,83	305,05	185,52	1.987,14	1.978,49	161,54	182
CPR	1,49	3,53	5,00	6,10	3,92	7,32	24,33	22,84	64,21	87
CED	15,00	51,23	95,57	185,10	290,05	193,30	1987,00	1972	156,72	98
CRK	8,65	49,22	101	199,50	317,49	209,00	1987	1978,35	160,75	115
CND	8,65	51,03	106,80	201,60	317,49	213,10	1987	1978,35	157,46	117
CPP	8,65	50,60	95,57	183,80	284,17	198,20	1987	1978,35	154,60	120
COP	8,65	51,69	99,24	202,45	327,71	214,60	1987	1978,35	161,87	108
EDJita7	8,65	41,93	69,89	71,99	37,08	107,60	133,75	125,09	51,51	24

Discussão dos Resultados (grupo principal):

- Precisão das medidas:
 - Maior (ou melhor): RK (51,19 %).
 - Menor (ou pior): PP (207,63).

E.3.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.70, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.70 – Estatísticas Jita (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	2,46	7,32	6,70	9,96	5,8e-9	6,2e-12	
PR	3,38	8,94	13,12	17,36	1,6e-9	4,2e-12	NORM
ED	3,56	8,08	13,59	15,44	3,6e-9	2,4e-13	
RK	1,41	2,15	1,17	0,89	0,006	0,009	NORM
ND	1,36	1,92	0,47	0,33	0,003	0,001	NORM
PP	2,05	2,51	2,56	1,57	2,0e-6	1,4e-6	NORM
OP	2,03	3,79	4,07	3,81	7,8e-5	0,0001	
AllP	4,12	19,11	18,91	43,85	2,2e-16	2,2e-16	
CPR	1,79	6,82	4,26	8,10	1,5e -9	2,6e -10	
CED	4,26	17,21	20,62	41,68	2e -16	2e -16	
CRK	3,88	17,00	16,58	16,58	2e -16	2e -16	
CND	3,91	17,30	16,94	37,42	2e -16	2e -16	
CPP	4,36	19,51	22,46	50,24	2e -16	2e -16	
COP	3,84	16,31	15,98	33,91	2e -16	2e -16	
EDJita7	0,23		-1,30		0,16	0,14	

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Valores positivos ($Assimetria > 0$) → concentração de dados à esquerda da média (Ver Figura E.49).
- Normalidade (amostra de vozes): Nenhum grupo apresenta a respectiva característica.

Figura E.49 – Gráficos Jita comparativos: “Histograma e de Densidade”.

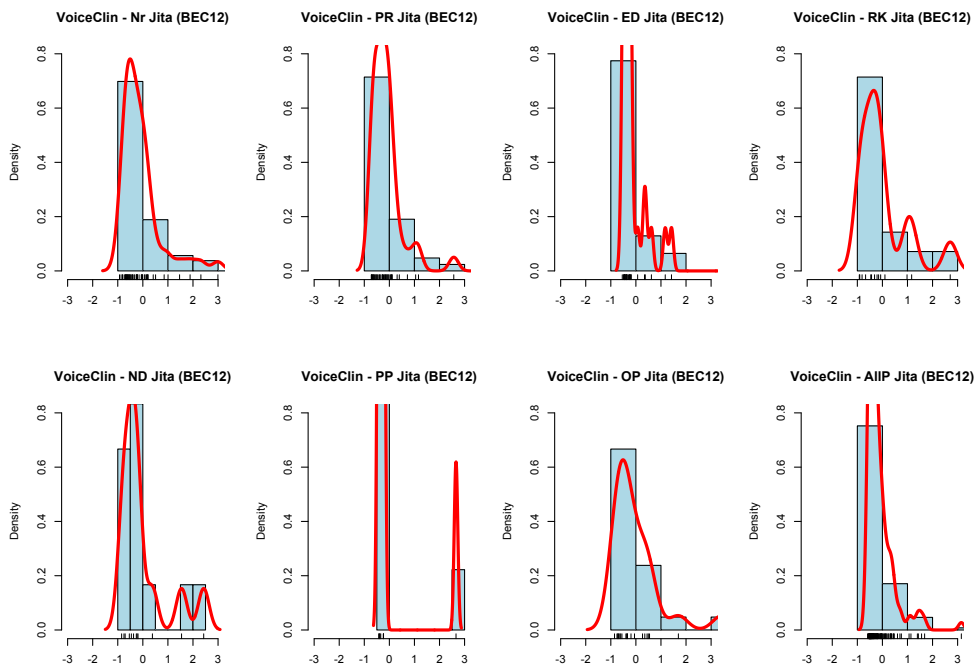


Figura E.50 – Gráficos Jita de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

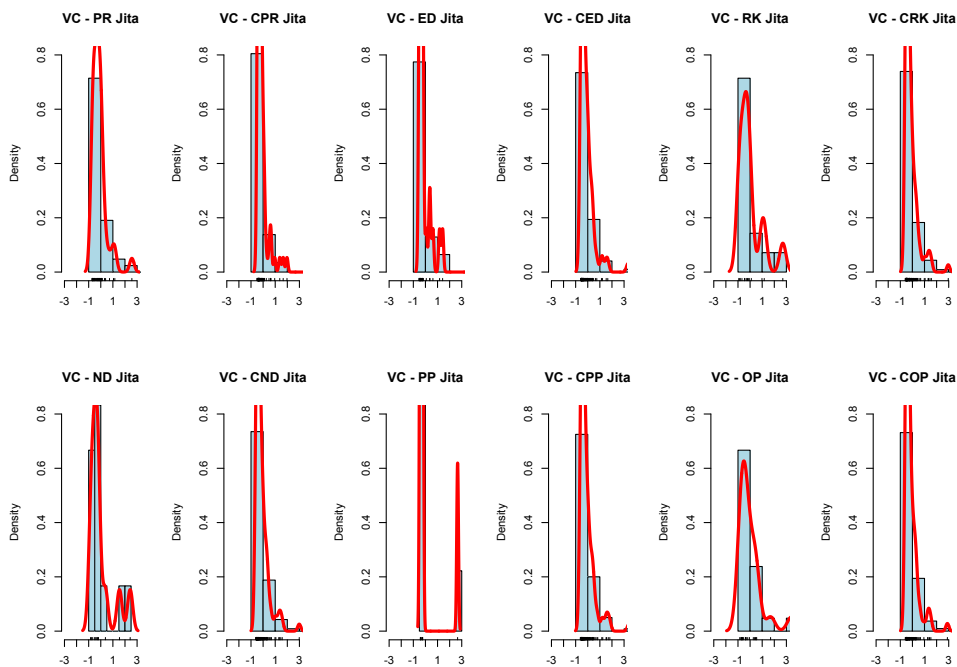


Figura E.51 – BoxPlot Comparativo Jita (Unidade /us/: microssegundo).

VoiceClin - Comparative of Jita (BEC12, N=182)

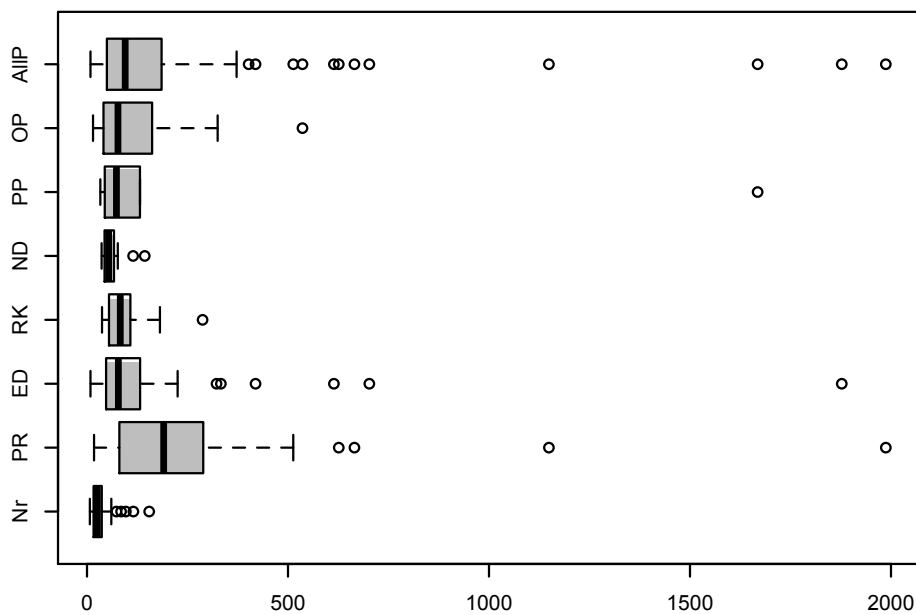


Figura E.52 – BoxPlot Comparativo Jita sem um outlier (ED1) (Unidade /us/: microssegundo).

VoiceClin - Comparative of Jita (BEC12, N=181)

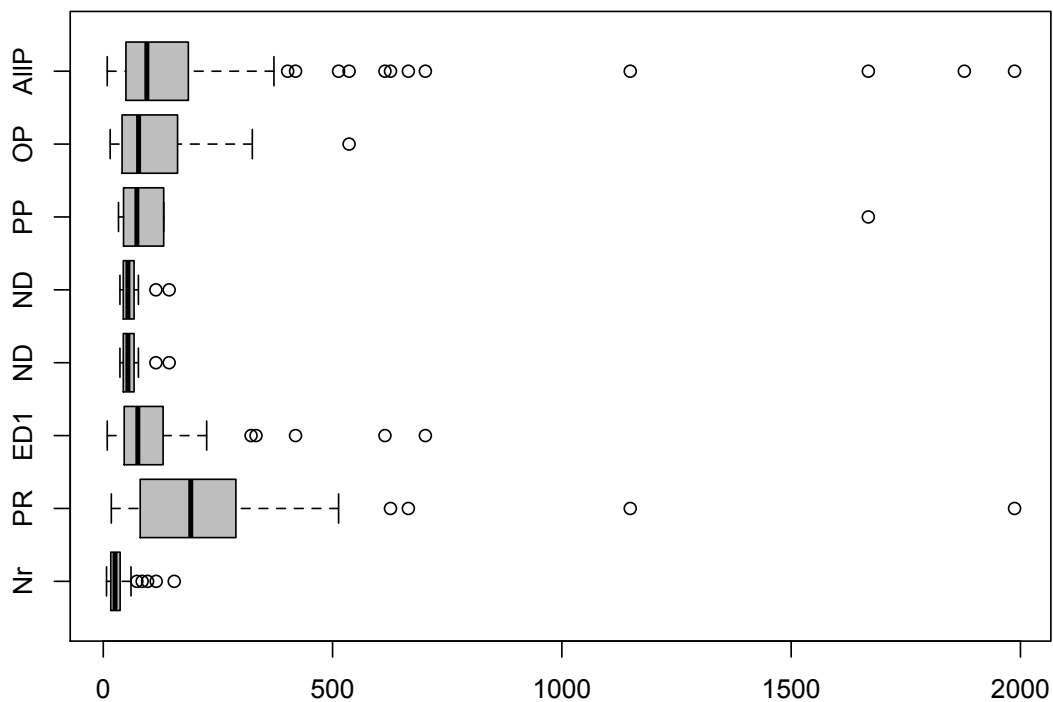


Figura E.53 – BoxPlot Comparativo Jita sem sete outlier (ED7) (Unidade /us/: microssegundo).

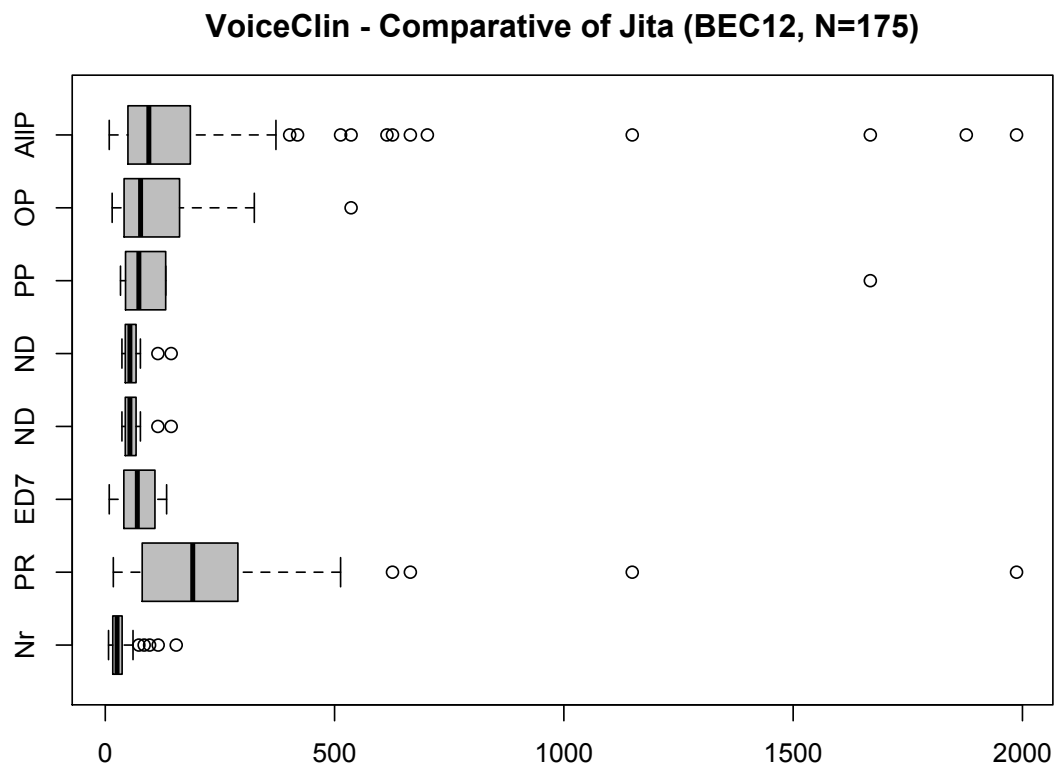


Figura E.54 – BoxPlot Comparativo Jita dos complementos.

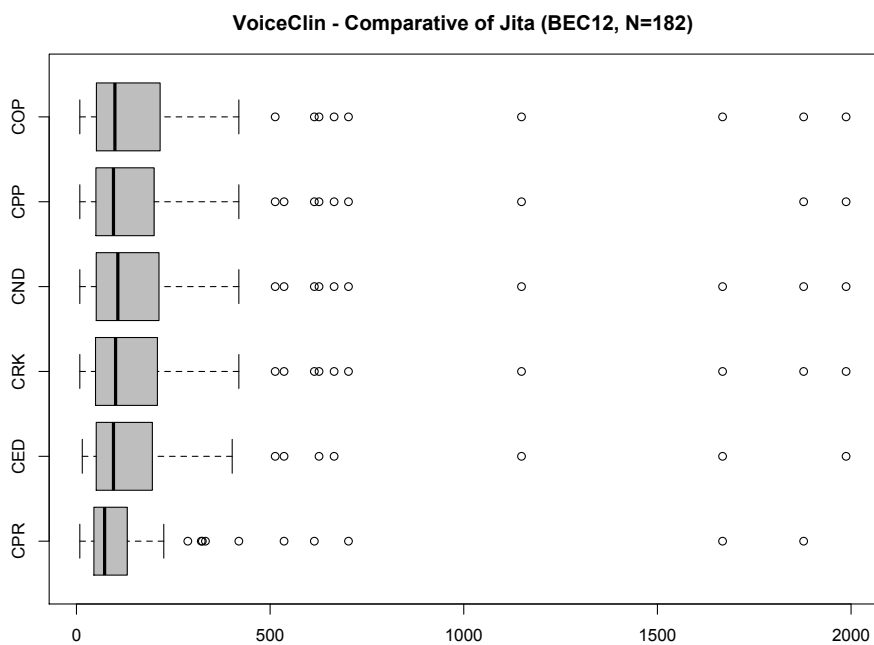


Figura E.55 – Gráficos Jita QQplot comparativos.

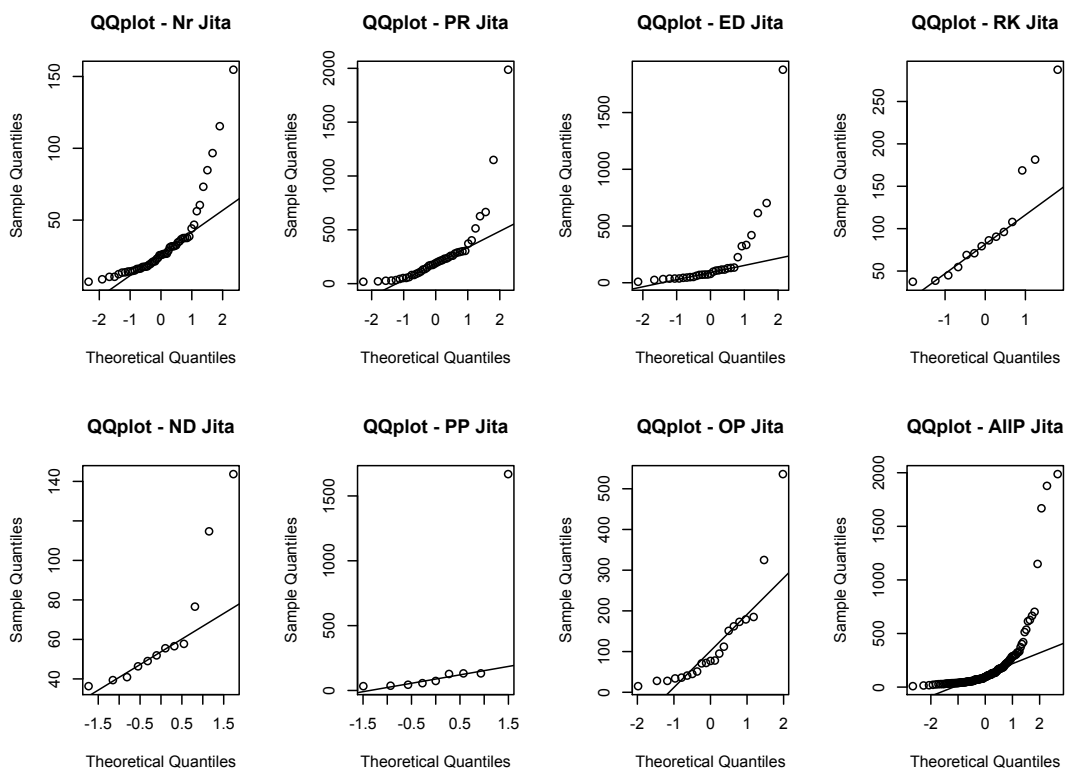
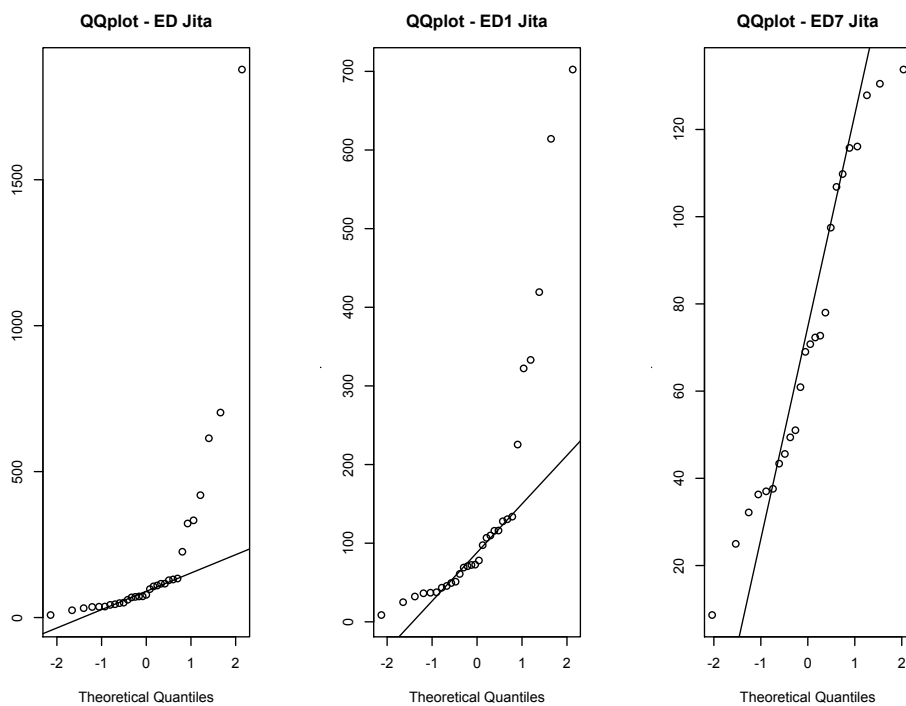


Figura E.56 – Gráficos Jita ED (*outliers* supressão) QQplot comparativos.



E.4 DESCRITOR JITT

E.4.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.71 , as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.71 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor Jitt.

Grupo	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	0,18	0,35	0,48	0,62	0,44	0,76	2,53	2,35	71,08	53
PR	0,29	1,48	2,84	3,93	3,77	5,26	17,98	17,69	96,02	42
ED	0,21	0,77	1,32	2,54	3,30	2,62	15,97	15,76	129,90	31
RK	0,45	0,67	0,95	1,20	1,02	1,23	4,59	4,14	85,43	14
ND	0,67	0,88	1,05	1,30	0,77	1,35	3,46	2,79	58,81	12
PP	0,40	0,66	1,06	2,85	5,27	1,75	16,81	16,41	184,96	9
OP	0,00	1,00	1,00	1,90	1,48	3,00	5,00	5	77,70	21
AIIP	0,00	0,93	1,36	2,65	3,22	3,00	17,98	17,98	121,57	182
CPR	0,00	0,87	1,05	2,03	2,73	2,00	16,81	16,81	134,52	87
CED	0,00	0,94	1,39	2,68	3,21	3,10	17,98	17,98	119,67	98
CRK	0,00	0,99	1,41	2,82	3,35	3,20	17,98	17,98	118,63	115
CND	0,00	0,95	1,38	2,78	3,34	3,13	17,98	17,98	119,98	117
CPP	0,00	0,95	1,36	2,63	3,05	3,09	17,98	17,98	115,67	120
COP	0,21	0,84	1,36	2,63	3,05	3,09	17,98	17,77	123,30	108

Discussão dos Resultados:

- Precisão das medidas:
 - Maior (ou melhor): ND (58,81 %).
 - Menor (ou pior): PP (184,96 %).

E.4.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.72, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.72 – Estatísticas Jitt (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	2,22	6,60	6,05	8,99	1,2e-7	6,3e-8	
PR	1,87	4,94	3,64	4,82	3,2e-6	2,4e-6	NORM
ED	2,54	5,79	6,78	7,71	1,7e-7	7,9e-10	
RK	2,52	3,85	5,64	4,31	3,0e-5	1,0e-5	
ND	1,80	2,54	2,32	2,32	0,0010	0,0009	
PP	2,02	2,47	2,48	1,52	5,3e-6	5,1e-6	
OP	0,94	1,77	-0,55	0,52	0,0002	4,9e-6	
AllP	2,76	12,81	8,47	19,64	5,2e-16	2,2e-16	
CPR	3,70	14,09	15,55	29,60	4e-15	2e-16	
CED	2,79	11,29	8,81	17,81	7e-14	2e-16	
CRK	2,60	11,41	7,39	16,17	1e-14	2e-16	
CND	2,60	11,51	7,43	16,42	8e-15	2e-16	
CPP	2,69	12,05	8,54	19,10	7e-15	2e-16	
COP	2,58	10,94	7,01	14,87	1e-14	2e-16	

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Valores positivos (*Assimetria* > 0) → concentração de dados à esquerda da média (Ver Figura E.57).
- Normalidade (amostra de vozes): Nenhum grupo apresenta a respectiva característica.

Figura E.57 – Gráficos Jitt comparativos: “Histograma e de Densidade”.

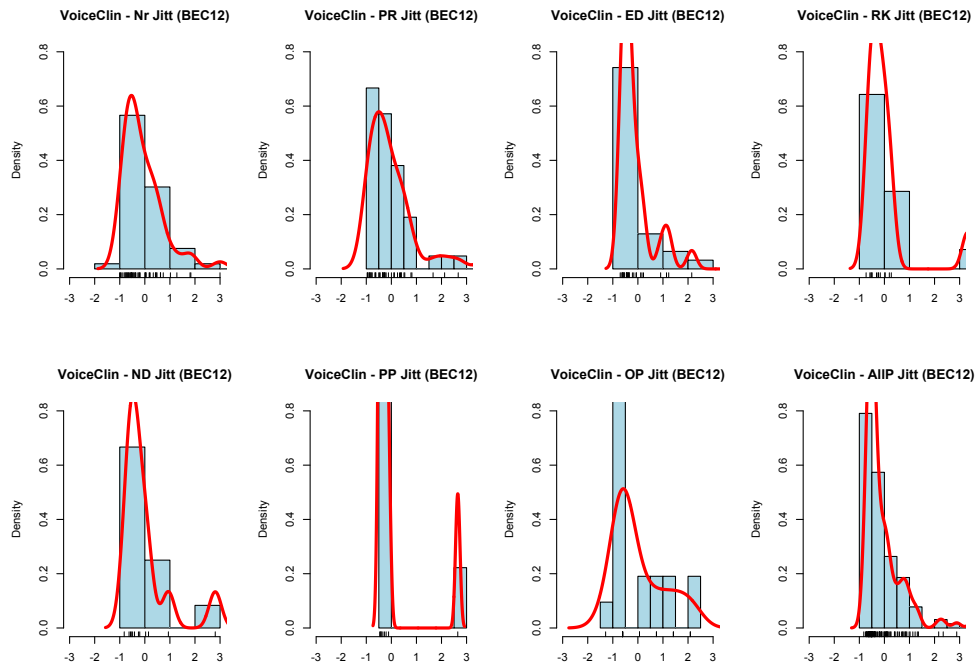


Figura E.58 – Gráficos Jitt de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

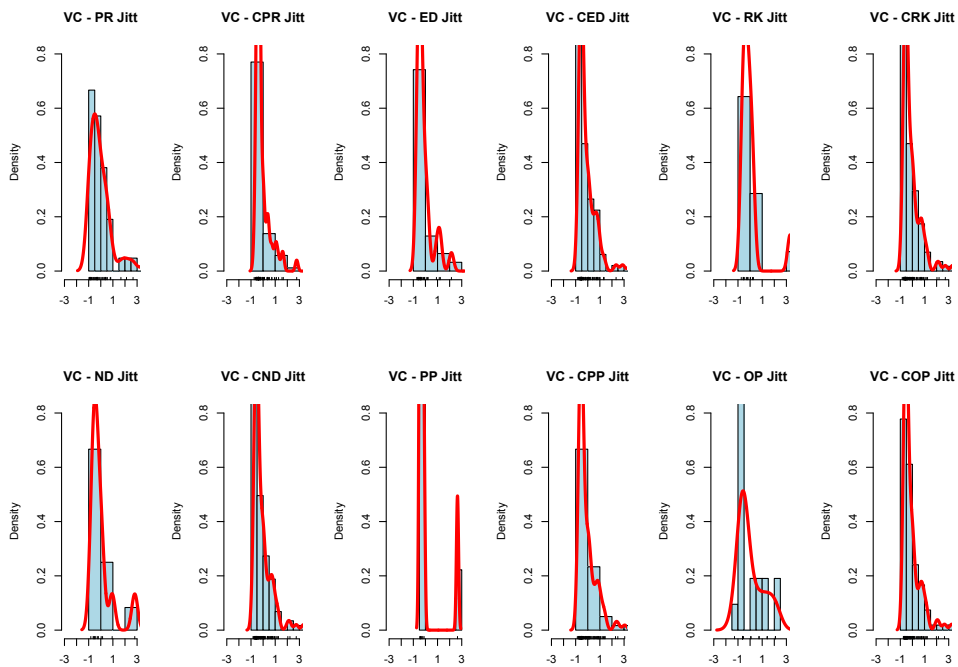


Figura E.59 – BoxPlot Comparativo Jita (Unidade /%/).

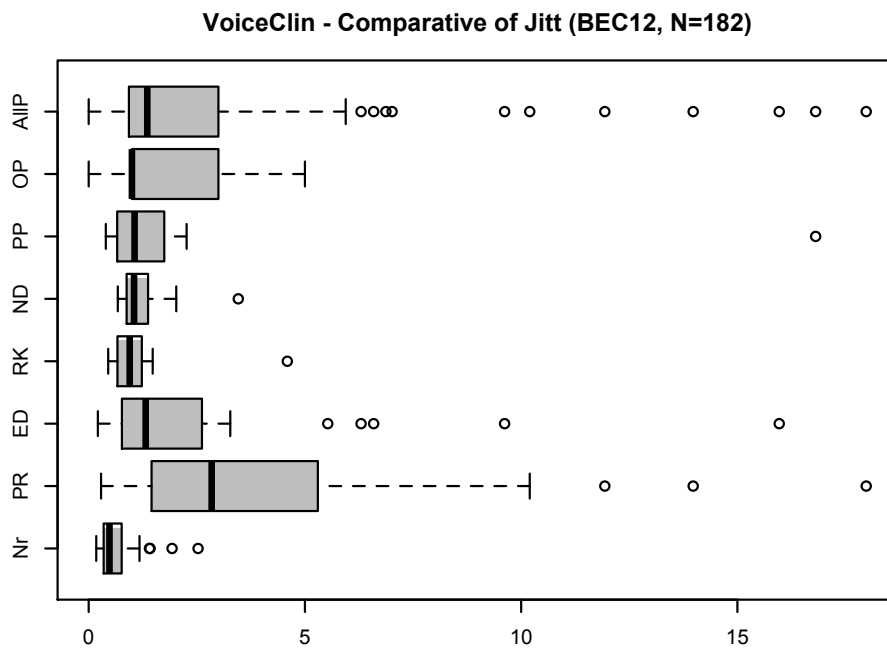


Figura E.60 – BoxPlot Comparativo Jitt dos complementos.

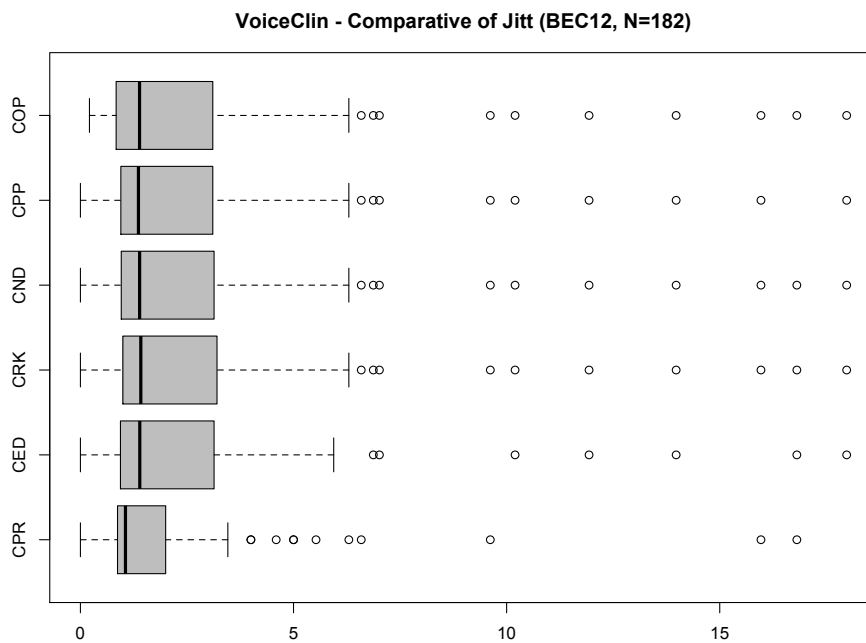
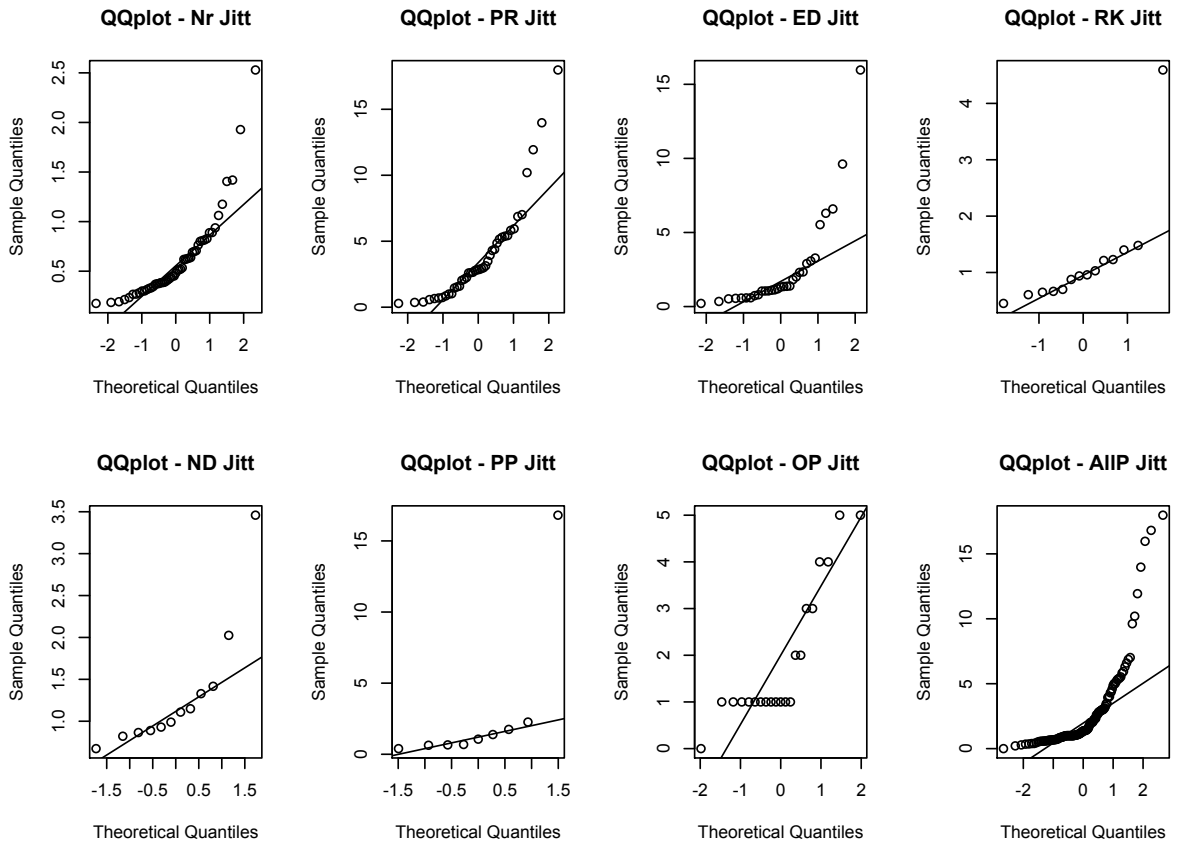


Figura E.61 – Gráficos Jitt QQplot comparativos.



E.5 DESCRITOR APQ

E.5.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.73, as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.73 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor APQ.

GRUPO	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	0,66	1,17	1,39	1,63	0,72	2,09	4,25	3,59	44,15	53
PR	1,18	4,00	5,78	6,33	3,26	8,24	15,26	14,08	51,75	42
ED	1,05	2,97	3,84	5,25	4,20	6,03	22,48	21,43	80,05	31
RK	1,57	2,51	3,47	3,50	1,36	4,56	5,87	4,3	39,02	14
ND	1,68	2,52	3,72	3,60	1,23	4,48	5,57	3,89	34,12	12
PP	2,38	2,85	3,54	4,98	2,61	6,30	9,38	7	52,29	9
OP	1,00	2,00	3,00	3,95	2,85	5,00	12,00	11	72,21	21
AiIP	1,00	2,84	4,11	5,02	3,28	6,17	22,48	21,48	65,32	182
CPR	1,00	2,54	3,54	4,39	3,12	5,00	22,48	21,48	70,90	87
CED	1,00	2,69	4,24	4,94	2,95	6,13	11,26	10,26	59,63	98
CRK	1,00	2,89	4,22	5,20	3,4	6,57	22,48	21,48	65,26	115
CND	1,00	2,84	4,15	5,16	3,39	6,49	22,48	21,48	65,61	117
CPP	1,00	2,77	4,13	5,02	3,33	6,05	22,48	21,48	66,36	120
COP	1,05	2,92	4,35	5,22	3,33	6,34	22,48	21,43	63,65	108

Discussão dos Resultados:

- Precisão das medidas:
 - Maior (ou melhor): ND (34,12 %).
 - Menor (ou pior): ED (80,05%).

E.5.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Tabela E.74 – Estatísticas APQ (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	1,27	3,79	1,72	2,56	0,0001	0,0001	
PR	0,78	2,07	-0,002	-0,002	0,039	0,051	→ Não Normal
ED	2,30	5,23	6,50	7,39	4e-6	5e-6	
RK	0,23	0,35	-1,34	-1,03	0,59	0,62	NORMAL
ND	0,02	0,02	-1,51	-1,06	0,75	0,65	NORMAL
PP	0,55	0,67	-1,47	-0,90	0,10	0,11	NORMAL
OP	1,32	1,47	0,90	0,84	0,001	0,0008	
AiIP	1,86	8,67	5,49	12,74	2e -10	3e -12	
CPR	2,71	10,33	11,32	21,56	9e -11	1e -12	
CED	1,20	4,85	1,12	2,27	1e -6	1e -7	
CRK	1,75	7,69	4,84	10,60	3e -9	4e -10	
CND	1,76	7,77	4,87	10,75	2e -9	3e -10	
CPP	1,89	8,46	5,50	12,31	5e -10	1e -11	
COP	1,92	8,17	5,77	12,25	1e -9	2e -10	

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Valores positivos (*Assimetria* > 0) → concentração de dados à esquerda da média (Ver Figura E.62).
- Normalidade (amostra de vozes): RK, ND e PP.

Figura E.62 – Gráficos APQ comparativos: “Histograma e de Densidade”.

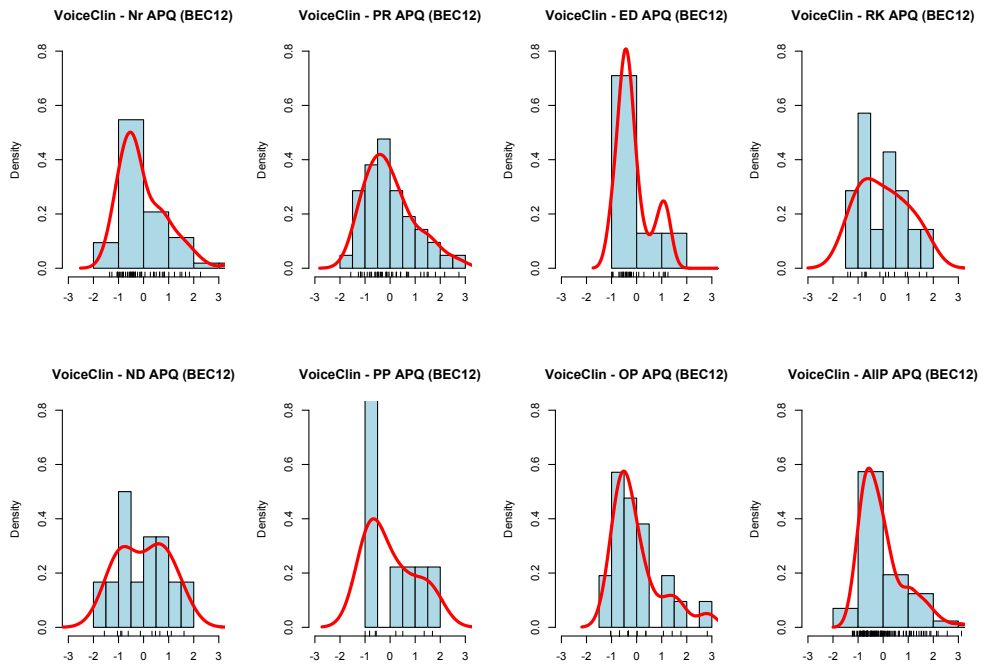


Figura E.63 – Gráficos APQ de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

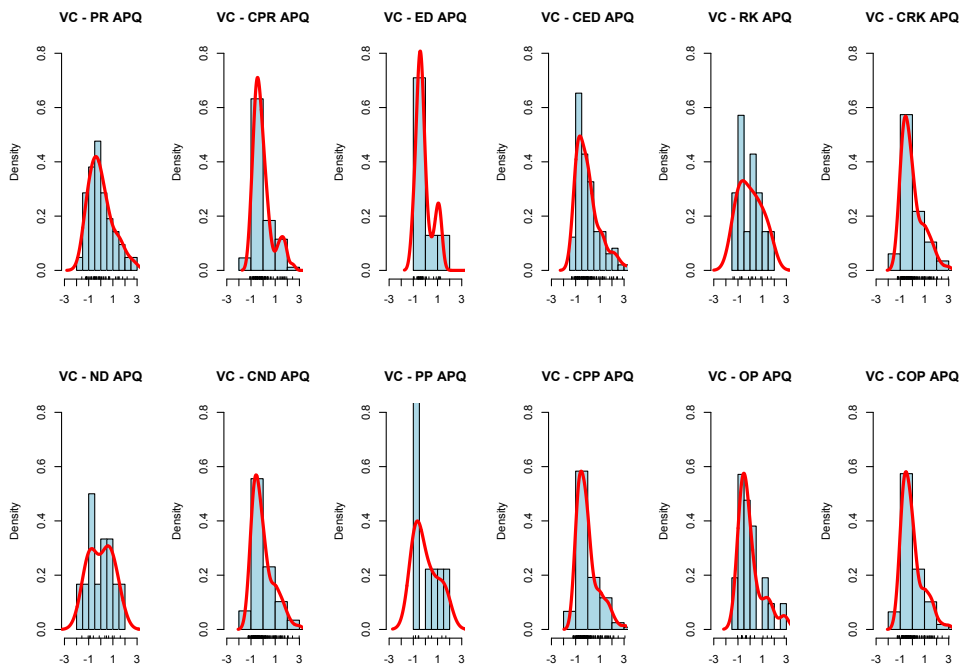


Figura E.64 – BoxPlot Comparativo APQ (Unidade /%/).

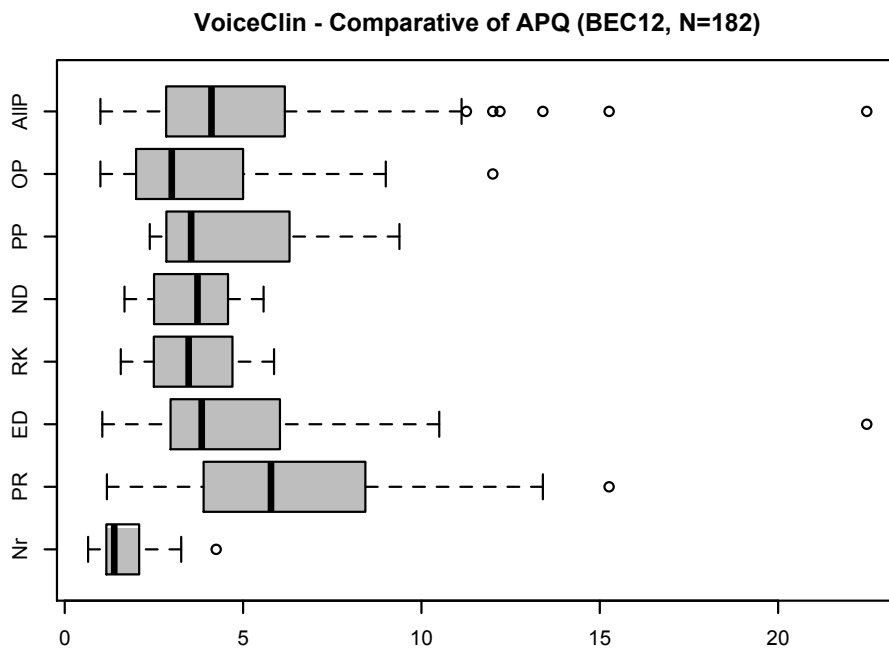


Figura E.65 – BoxPlot Comparativo APQ dos complementos.

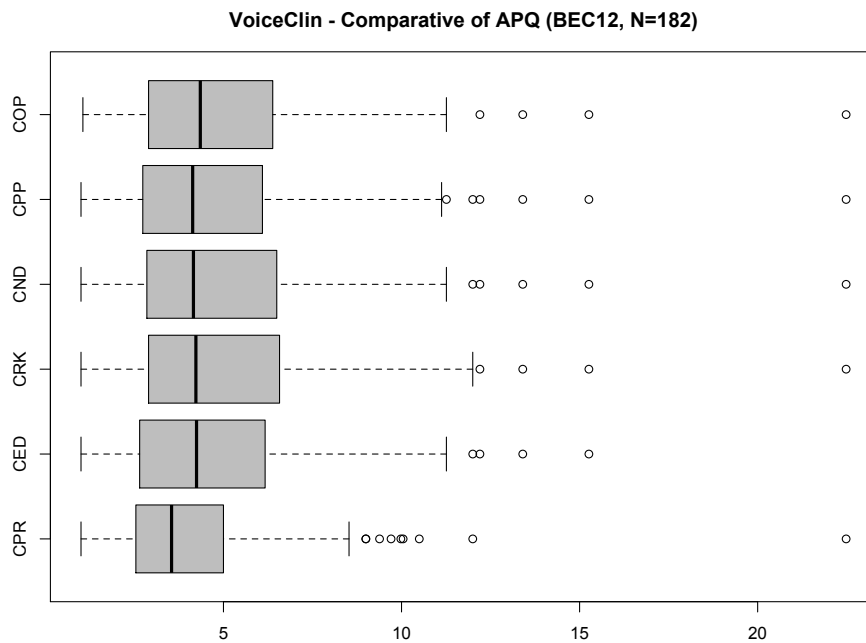
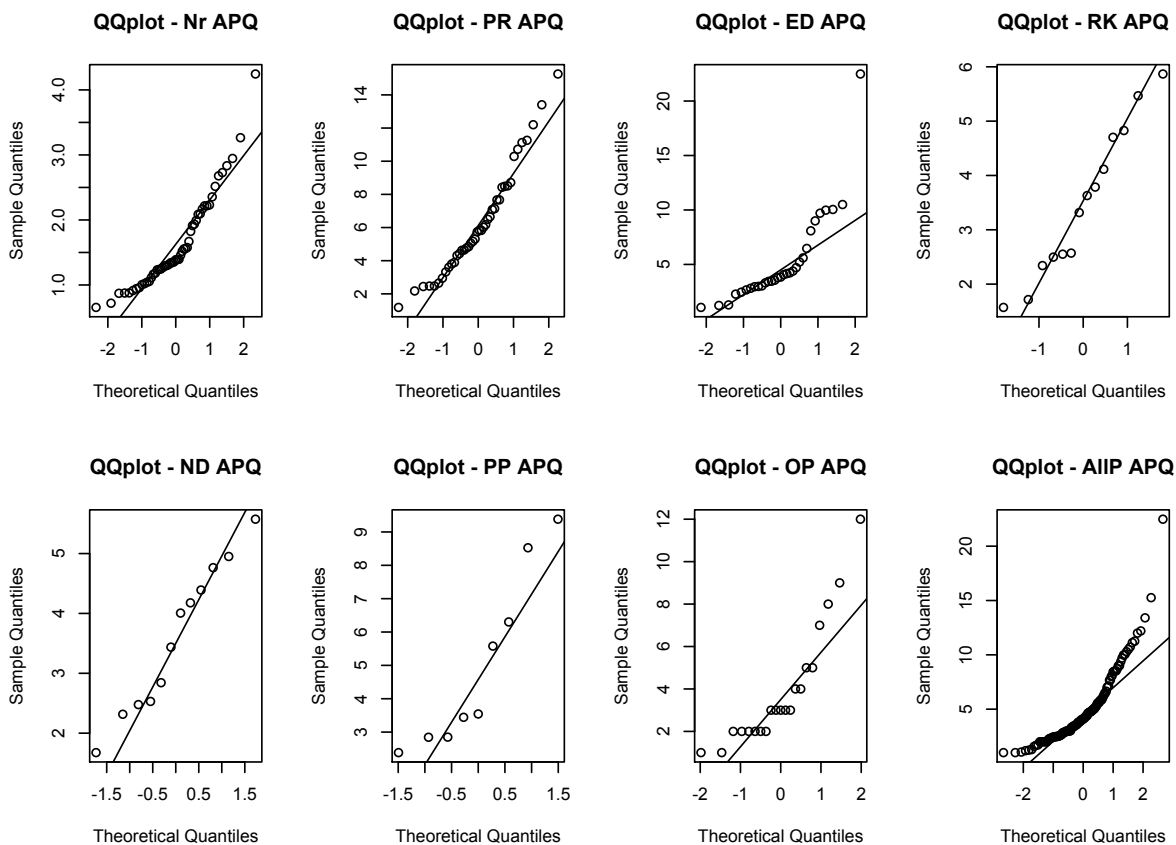


Figura E.66 – Gráficos APQ QQplot comparativos.



E.6 DESCRITOR VAM

E.6.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.75, as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.75 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor vAm.

Grupo	Min	Q1	Mediana	Média	sd	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	3,08	5,87	8,49	9,54	5,33	11,69	25,89	22,81	55,90	53
PR	3,94	9,70	12,67	13,93	6,41	15,90	36,51	32,57	46,00	42
ED	4,49	8,49	10,70	12,69	6,65	16,01	32,90	28,41	52,37	31
RK	2,47	6,06	6,60	6,60	1,97	7,18	11,00	8,53	29,80	14
ND	3,97	8,46	10,56	10,14	3,34	12,12	16,47	12,5	32,90	12
PP	4,62	8,56	10,19	11,14	4,87	13,69	19,48	14,86	43,69	9
OP	4,00	5,00	12,00	11,24	5,99	16,00	22,00	18	53,30	21
AIIP	2,47	7,34	10,55	11,85	6,08	15,31	36,51	34,04	51,28	182
CPR	2,46	6,57	9,40	10,85	5,68	13,86	32,90	30,44	52,35	87
CED	2,46	7,24	10,46	11,59	15,23	5,9	36,51	34,05	50,89	98
CRK	3,93	8,49	10,82	12,49	6,1	15,77	36,51	32,58	48,84	115
CND	2,46	7,25	10,55	12,03	6,27	15,61	36,51	34,05	52,16	117
CPP	2,46	7,13	10,55	11,91	6,17	15,38	36,51	34,05	51,84	120
COP	2,46	7,90	10,53	11,97	6,11	14,42	36,51	34,05	51,07	108

Discussão dos Resultados:

- Precisão das medidas:
 - Maior (ou melhor): RK (29,80 %).
 - Menor (ou pior): Nr (55,90 %%).

E.6.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.76, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.76 – Estatísticas vAm (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	1,14	3,39	0,58	0,87	6e-5	1e-5	
PR	1,51	4,01	2,73	3,62	0,0001	0,0005	
ED	1,14	2,60	0,78	0,88	0,002	0,002	
RK	0,01	0,01	0,51	0,39	0,19	0,06	NORMAL
ND	-0,14	-0,19	-0,59	-0,42	0,81	0,51	NORMAL
PP	0,22	0,27	-1,35	-0,82	0,87	0,89	NORMAL
OP	0,18	0,33	-1,53	-1,43	0,03	0,03	
AIIP	1,28	5,95	2,30	5,35	3e-7	4e-6	
CPR	1,12	4,29	1,40	2,67	3e-5	7e-5	
CED	1,29	5,24	2,82	5,71	7e-6	0,0008	
CRK	1,21	5,33	2,16	4,72	2e-6	9e-5	
CND	1,23	5,43	1,97	4,36	1e-6	1e-5	
CPP	1,29	5,81	2,27	5,07	5e-7	4e-6	
COP	1,46	6,23	2,80	2,80	1e-7	1e-7	

Discussão dos Resultados:

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Maioria (concentração à esquerda da média), uma destas à direita (ND) e Uma simétrica RK (Ver Figura E.67).
- Normalidade (amostra de vozes): RK, ND e PP.

Figura E.67 – Gráficos vAm comparativos: “Histograma e de Densidade”.

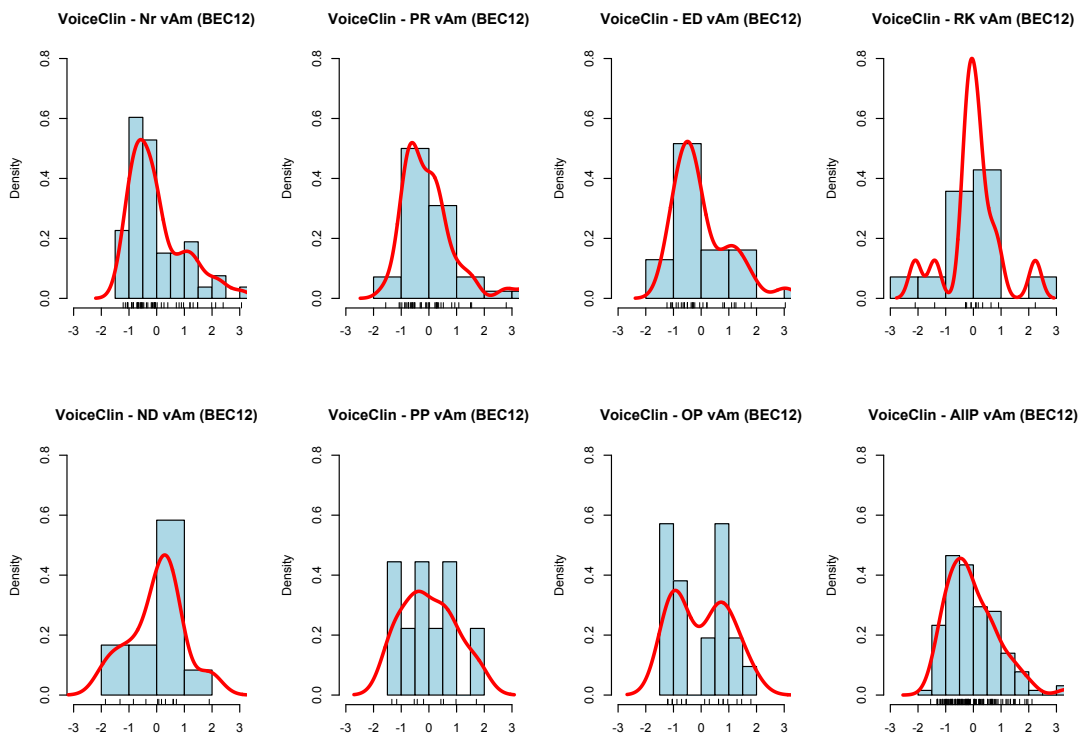


Figura E.68 – Gráficos vAm de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

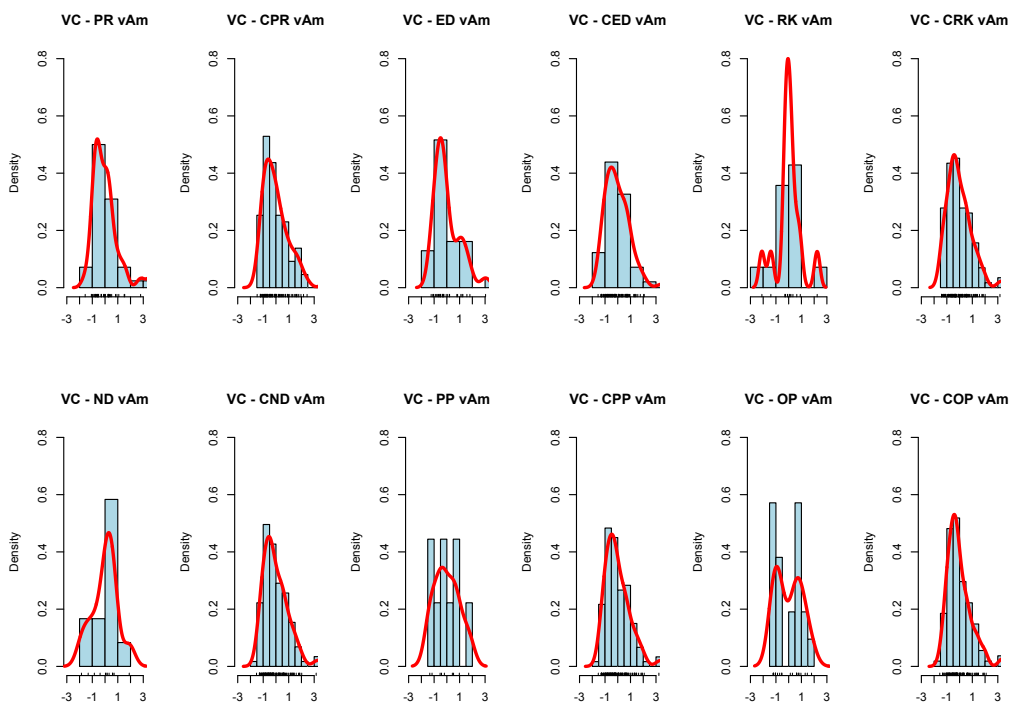


Figura E.69 – BoxPlot Comparativo vAm (Unidade /%/).

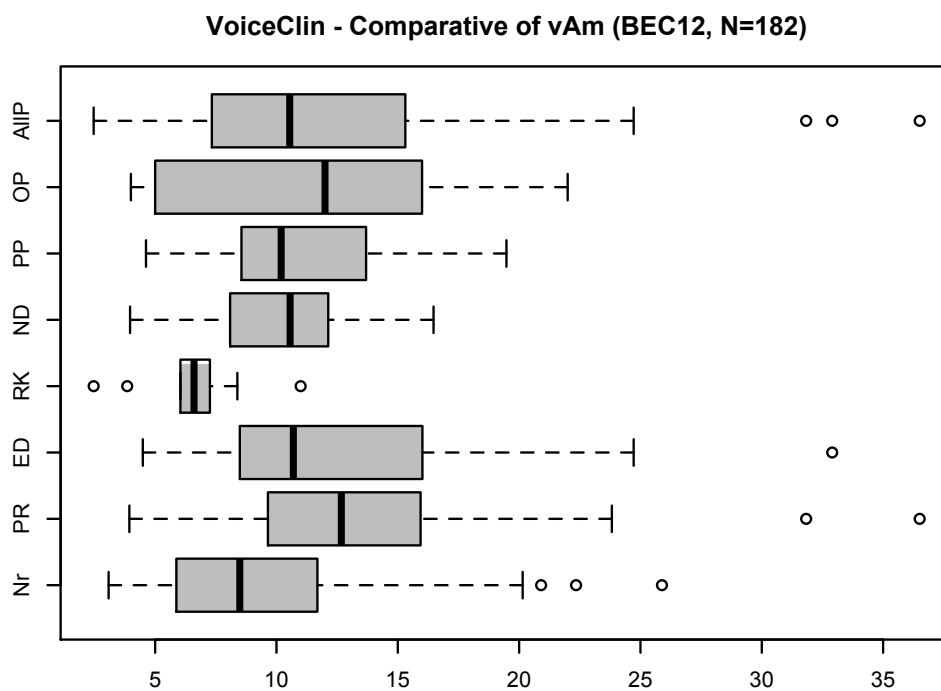


Figura E.70 – BoxPlot Comparativo vAm dos complementos.

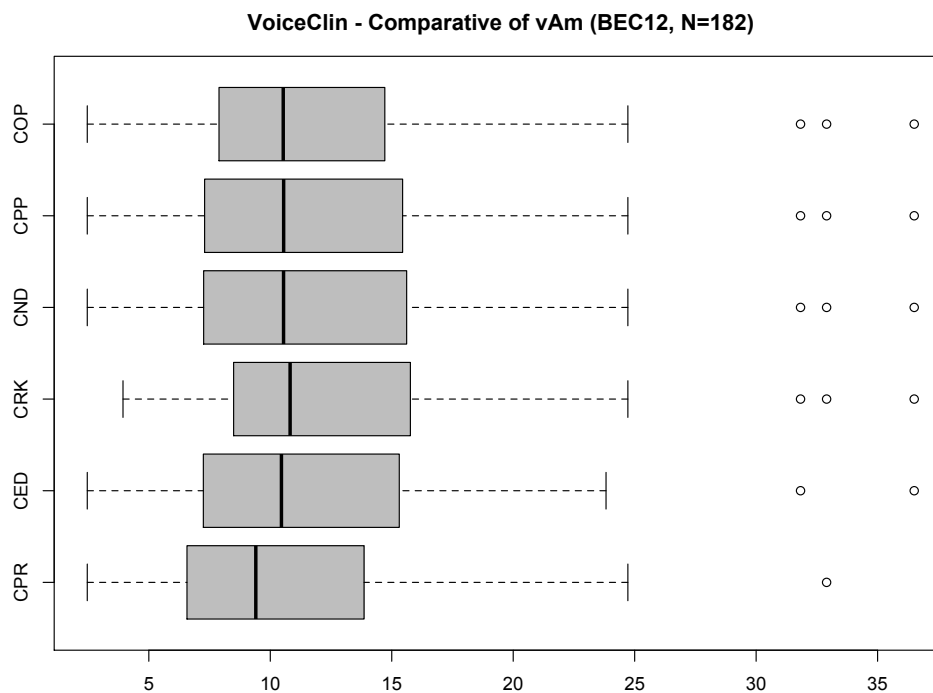
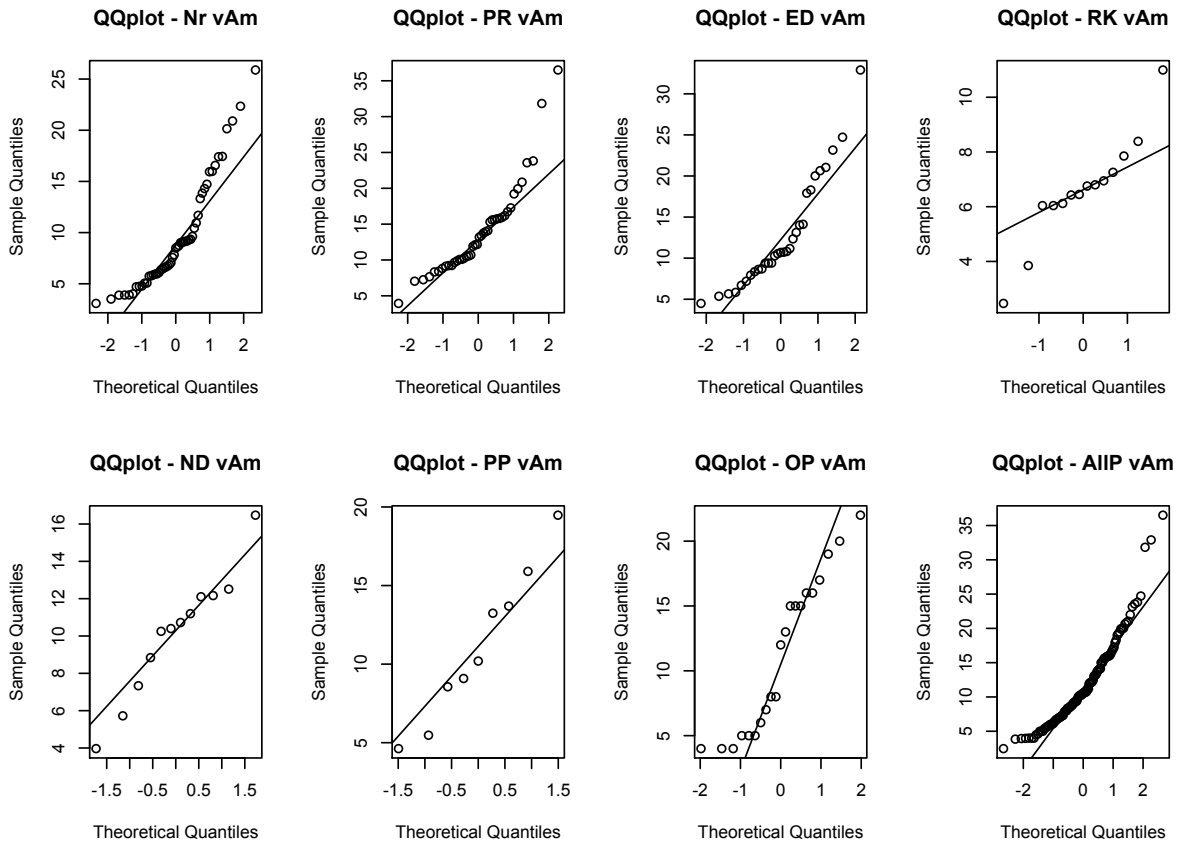


Figura E.71 – Gráficos vAm QQplot comparativos.



E.7 DESCRITOR SPI

E.7.1 MEDIDAS SUMARIZADAS

Na Tabela E.77, as principais medidas-resumo dos dados deste descritor podem ser observadas.

Tabela E.77 – Estatísticas resumo dos grupos considerados com descritor SPI.

Grupo	Min	Q1	Mediana	Média	SD	Q3	MAX	Faixa [Max-Min]	RSD (%)	N
Nr	1,91	4,05	6,43	7,23	4,05	9,06	23,61	21,7	56,05	53
PR	1,64	7,94	10,78	12,43	6,05	16,21	28,93	27,29	48,71	42
ED	1,16	7,00	10,36	11,79	6,59	17,15	27,77	26,61	55,84	31
RK	3,05	8,20	12,54	13,61	9,34	16,98	41,18	38,13	68,61	14
ND	5,18	6,13	9,88	11,52	6,28	14,51	26,11	20,93	54,57	12
PP	2,45	5,08	9,15	10,24	7,03	10,75	21,73	19,28	68,60	9
OP	4,00	8,00	12,00	13,38	6,44	17,00	27,00	23	48,11	21
AIIP	1,16	7,88	10,52	12,32	6,67	17,00	41,18	40,02	54,15	182
CPR	1,16	7,50	10,36	12,27	6,98	17	41,18	40,02	56,92	87
CED	1,63	7,92	10,69	12,49	6,72	16,84	41,18	39,55	53,84	98
CRK	1,16	7,74	10,36	12,17	6,31	16,92	28,93	27,77	51,87	115
CND	1,16	7,90	10,63	12,40	6,73	17,00	41,18	40,02	54,26	117
CPP	1,16	7,89	10,78	12,48	6,65	17,00	41,18	40,02	53,29	120
COP	1,16	7,42	10,33	12,12	6,73	16,48	41,18	40,02	55,52	108

Discussão dos Resultados:

- Precisão das medidas:
 - Maior (ou melhor): OP (48,11 %).
 - Menor (ou pior): RK (68,61 %).

E.7.2 MEDIDAS DE SIMETRIA, ESPALHAMENTO E TESTES DE NORMALIDADE

Na Tabela E.78, as medidas que sinalizam a simetria, o espalhamento da distribuição das amostras em torno das estatísticas de tendência central e testes de adequação à Normalidade podem ser observadas.

Tabela E.78 – Estatísticas SPI (formato, espalhamento e TH de adequação à Normalidade).

Grupo	Assimetria	Zskew	Achatamento	Zkurt	Shapiro p-valor	AD p-valor	OBS
Nr	1,64	4,88	3,89	5,79	1e-5	5e-4	
PR	0,79	2,09	-0,13	-0,17	0,01	0,003	
ED	0,43	0,96	-0,76	-0,87	0,20	0,18	NORMAL
RK	1,63	2,49	2,65	2,02	0,006	0,021	
ND	0,90	1,27	-0,20	-0,14	0,10	0,18	NORMAL
PP	0,64	0,78	-1,19	-0,73	0,08	0,08	NORMAL
OP	0,46	0,86	-0,96	-0,90	0,30	0,28	NORMAL
AiIP	1,02	4,71	1,56	3,63	1e-5	2e-5	
CPR	1,07	4,07	1,87	3,56	0,001	0,002	
CED	1,17	4,75	2,08	4,21	1e -5	4e -5	
CRK	0,62	2,73	-0,42	-0,93	0,0003	2e -5	
CND	1,00	4,45	1,62	3,58	3e -5	9e -5	
CPP	1,04	4,69	1,73	3,87	2e -5	8e -5	
COP	1,11	4,73	2,00	4,25	2e -5	0,0001	

- Formato e Espalhamento (simetria quanto a Média):
 - *Assimetria*: Totalidade (concentração à esquerda da média). Ver Figura E.72.
- Normalidade (amostra de vozes): ED, ND, PP e OP.

Figura E.72 – Gráficos SPI comparativos: “Histograma e de Densidade”.

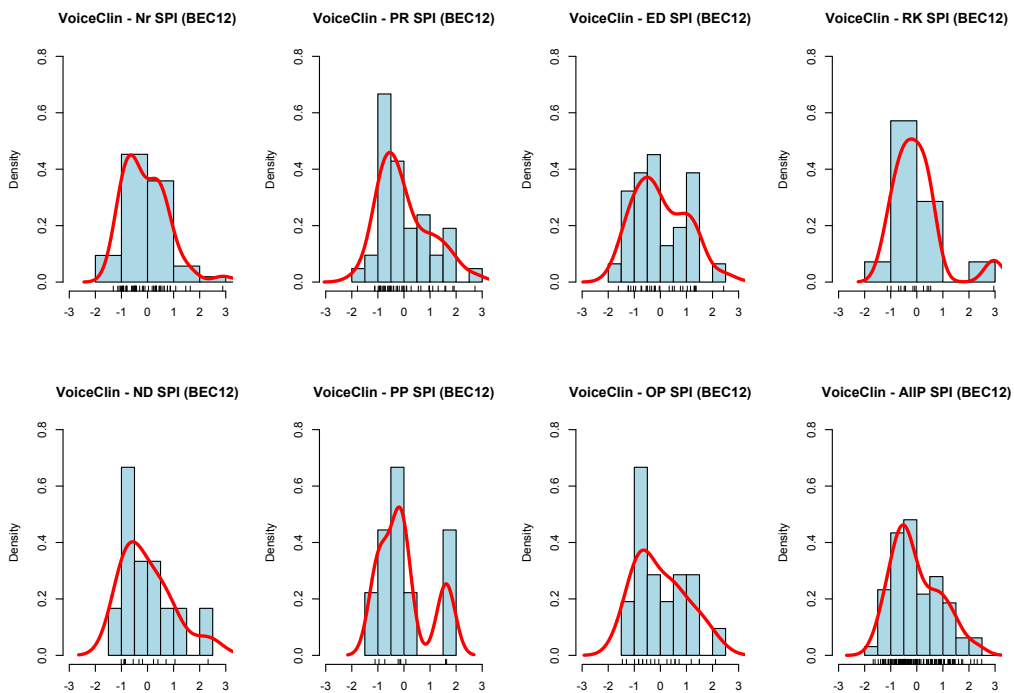


Figura E.73 – Gráficos SPI de Patologia e de seu complemento: “Histograma e de Densidade”.

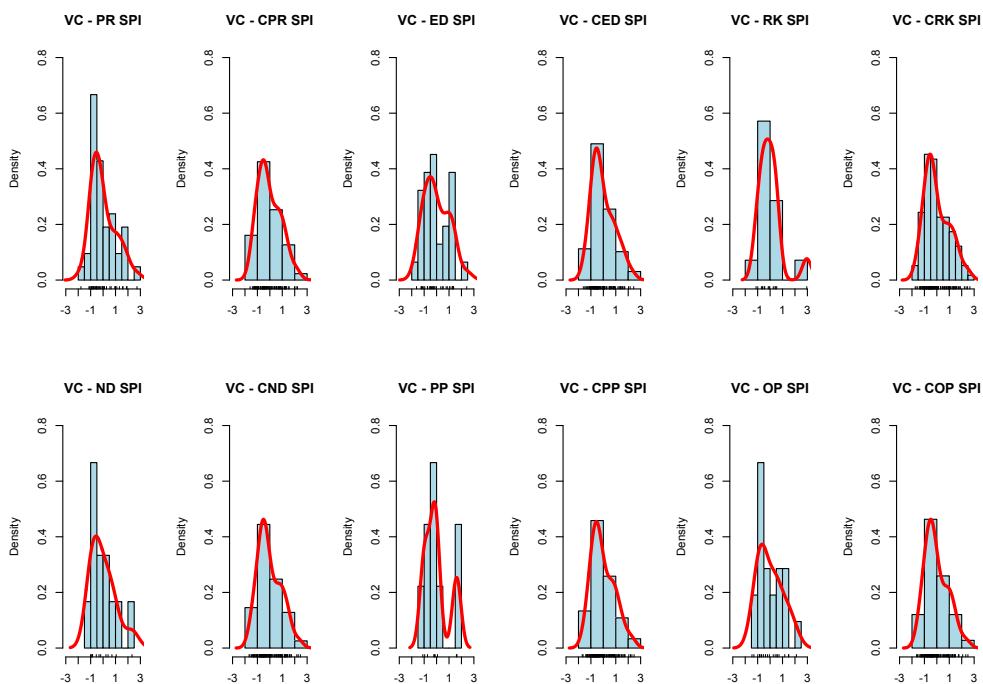


Figura E.74 – BoxPlot Comparativo SPI (adimensional).

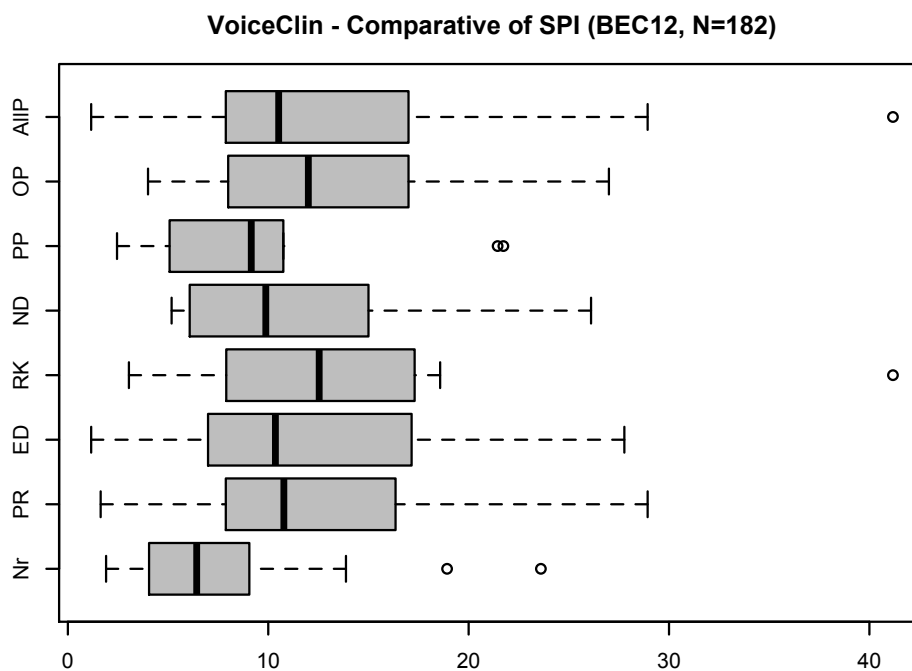


Figura E.75 – BoxPlot Comparativo SPI dos complementos.

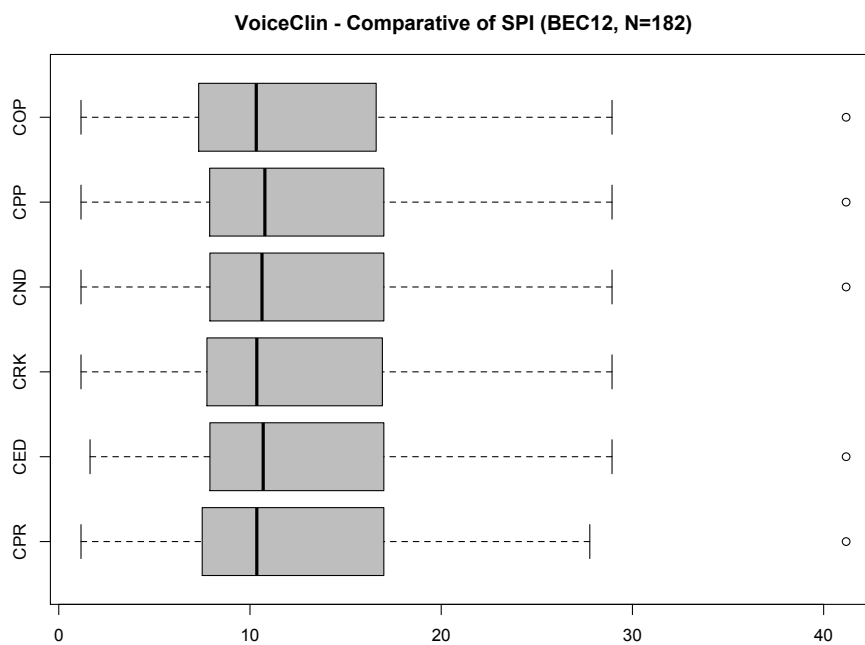


Figura E.76 – Gráficos SPI QQplot comparativos.

