

Análise Acústica Vocal e Classificação de Vozes Saudáveis e com Patologias Laríngeas

Laysa de Freitas Marques Holanda e Francisco José Alves de Aquino

Resumo— Com o propósito de pré-diagnóstico de patologias laríngeas com um método não invasivo, este trabalho apresenta a análise de medidas acústicas vocais como parâmetro de entrada para um sistema de classificação baseado em Máquina de Vetor Suporte (Support Vector Machine - SVM), sendo eles frequência fundamental, formantes, energia e entropia. Este classificador foi capaz de classificar vozes saudáveis de patológicas e as patologias Edema de Reinke e Disfonia.

Palavras-Chave— Análise acústica, patologias laríngeas, machine learning, SVM.

Abstract— In order to pre-diagnose laryngeal pathologies with a non-invasive method, this work presents the analysis of vocal acoustic measurements as an input parameter for a classification system based in Support Vector Machine - SVM, which are fundamental frequency, formants, energy and entropy. classifier was able to classify healthy voices from pathological and the pathologies Reinke's Edema and Dysphonia.

Keywords— Acoustic analysis, laryngeal pathologies, Machine Learning, SVM.

I. INTRODUÇÃO

As técnicas de processamento digitais de sinais têm sido utilizadas, através da análise acústica, como uma eficiente ferramenta para o auxílio da detecção das alterações dos padrões dos sons provocados por patologias da laringe e a classificação dessas doenças da voz auxiliam no diagnóstico precoce e no desenvolvimento do processo terapêutico [1][3]. Apesar de existir um desenvolvimento significativo no reconhecimento e classificação de vozes patológicas usando ferramentas de processamento da fala, o reconhecimento automático no padrão dessas patologias ainda se encontra numa fase inicial [2][4]. Por esse motivo justifica-se a escolha do tema. Este trabalho teve como objetivo geral o desenvolvimento de um procedimento de extração de características dos sinais acústicos da fala para que um algoritmo de reconhecimento de padrão diferencie vozes saudáveis e patológicas e o reconhecimento de duas patologias Edema de Reinke e Disfonia.

II. MATERIAIS

O sinal de acústico da voz pode ser representado por uma sequência de vetores de características obtidas através da utilização de ferramentas matemáticas como a Transformada de Fourier.

Laysa de Freitas Marques Holanda, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações (PPGET), Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, Fortaleza-CE, e-mail: laysafmarques@gmail.com; Francisco José Alves de Aquino, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações (PPGET), Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, Fortaleza-CE, e-mail: fcoalves_aq@ifce.edu.br

A. Base de Dados

São apresentadas as técnicas baseadas na análise acústica de extração de características do sinal de voz que serão adicionadas ao vetor de características para posterior classificação, são elas frequência fundamental (*pitch*), formantes, energia e entropia. A base de dados usada neste trabalho foi desenvolvida pelo *Department of Language Science and Technology (LST)* do *Institut für Phonetik da Universität des Saarlandes (UdS)*, localizada em *Saarbrücken* na Alemanha. Chamada *Saarbruecken Voice Database (SVD)*, inclui gravações de vozes de mais de 2000 pessoas, entre saudáveis e com diferentes tipos de patologia, cada sessão de gravação contém as vogais sustentadas /a/, /i/, /u/ produzidas em entonação neutra, alto, baixo e em frequências crescentes, também possui gravação da frase “*Guten Morgen, wie geht es Ihnen?*” (“Bom dia, como vai você?”) [5]. Todas as amostras foram coletadas em um ambiente controlado com as seguintes características: baixo nível de ruído, distância constante do microfone, taxa de amostragem de 50kHz com resolução de amplitude de 16 bits [6]. Para este trabalho, foram consideradas as vozes com a vogal sustentada /a/ com entonação neutra nos seguintes casos:

Vozes patológicas – 172 amostras: 75 vozes com Edema de Reinke (59 femininas e 16 masculinas); 97 vozes com Disfonia (52 amostras femininas e 45 masculinas).

Vozes saudáveis – 614 amostras: 384 Vozes feminina; 230 vozes masculina.

B. Medidas Acústicas

Como medidas acústicas do sinal de voz para avaliação vocal foram usadas a frequência fundamental (f_0), as formantes, as energias e a entropia.

- 1) Frequência fundamental (f_0) – *Pitch*: A Frequência Fundamental (f_0) é dada em Hertz (Hz) e corresponde ao número de ciclos glóticos por segundo. Neste estudo as vozes saudáveis femininas estão entre 170 e 270 Hz e as masculinas entre 80 e 160 Hz. A presença de patologias pode afetar a frequência fundamental, fazendo com que mulheres e homens produzam frequências fundamentais baixas ou elevadas, respectivamente, ou seja, fora dos valores médios usuais para o sexo [7].
- 2) Formantes: As formantes são representadas pelas frequências naturais de ressonância do trato vocal, especificamente na posição articulatória da vogal falada [8]. A ressonância do tubo ressonador depende de seu comprimento e de seu diâmetro transversal [10]. As formantes são as frequências das ressonâncias do trato vocal, onde se concentram as maiores energias acústicas. Através

dos formantes podemos reconhecer as características segmentais da fala. [3], [9].

- 3) Energia: Em processamento digital de sinais de voz, a medição da intensidade sonora pode ser obtida por meio do cálculo da energia do sinal. A vibração quase periódica das cordas vocais produz a fonte de energia conhecida como vocalização. O espectro da energia emitida pode ser idealizado como uma linha do espectro. Em cada linha individual há um decréscimo ao integrar múltiplos da frequência fundamental [10].
- 4) Entropia: A entropia aparece como uma medida do grau de ordem ou desordem do sinal, fornecendo informações úteis sobre o processo dinâmico associado ao sinal. A entropia de Shannon [11] é outra característica a ser extraída da coeficientes sendo um critério útil para analisar e comparar a distribuição de probabilidade, já que fornece uma medida da informação para qualquer distribuição de probabilidade.

C. Máquina de Vetor Suporte - SVM

O objetivo de aprendizagem dos classificadores SVM não está ligado apenas a minimização do risco empírico, associado à minimização do erro relacionado aos padrões de treinamento, mas também a buscar a minimização do risco estrutural que está associado à minimização do erro relacionado aos padrões de teste (aqueles que não foram vistos no processo de aprendizagem). Dessa forma, o processo de aprendizagem busca aumentar a capacidade de generalização diretamente na fase de treinamento [12, 13].

III. MÉTODOS

O processo de discriminação das vozes para classificação das patologias inicia-se com a caracterização das vozes, onde são extraídos os atributos necessários para o processo de detecção de uma determinada patologia e posterior classificação em vozes saudáveis e patológicas e dentre as patológicas a classificação entre Edema de Reinke e Disfonia. Para este sistema foram separadas as vozes femininas das masculinas e seguidos os seguintes passos:

- 1) Extração de Atributos: O sistema de extração de atributos do sinal de voz, tem como objetivo uma nova representação, em outro espaço de menor dimensão para um menor custo computacional, gerando uma matriz com os resultados calculados de cada um dos atributos. Inicialmente feita a leitura do sinal de voz em '.wav', a partir do diretório (conjunto com todas as amostras) e seus valores de amplitude no domínio do tempo são armazenados em um vetor, neste vetor é aplicada a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para extração das características no domínio da frequência deste sinal e calculado seu valor em dB. Um processo de limpeza nos dados é um procedimento feito para remoção de padrões discrepantes fora da faixa de frequência para a melhor eficiência do algoritmo, em seguida são separadas a primeira e segunda formantes da voz a partir deste vetor de frequências e armazenados seus valores f_0 , f_1 e f_2 no vetor de formantes. O próximo passo é calcular a energia

total (e_0) deste sinal de voz, onde é feita o somatório das intensidades das frequências do vetor de frequências, em seguida são calculadas as energias e_1 e e_2 e a relação entre elas (e_1/e_2), todos os valores armazenados no vetor energia e_0 , e_1 , e_2 , e_1/e_2 . Por fim é calculado o grau de desordem do sinal através da entropia que é o oitavo e último descritor escolhido para o padrão e repete-se o mesmo processo para todas as amostras do diretório formando uma matriz de atributos. O último passo foi criar um arquivo em ".txt" com os dados da matriz de atributos a fim de criar um banco de dados onde cada linha é a representação numérica de um padrão e cada coluna representa um atributo que descreve suas características.

- 2) Classificador: Os atributos extraídos na etapa anterior serão utilizados como entrada para o SVM. O processo de classificação das vozes patológicas está dividido em duas etapas: treinamento e teste. Para a etapa de treinamento, foram usados oitenta por cento dos padrões do banco de dados e vinte por cento para o teste. O classificador é dividido em duas máquinas SVMs, onde a primeira apresenta resultados referentes ao processo de classificação entre vozes saudáveis e patológica, na qual este tipo de classificação em um ambiente clínico é chamado de triagem e a segunda classifica entre as patologias Edema de Reinke e Disfonia. As características selecionadas dos dados de entrada são atribuídas às máquinas, elas são treinadas e validadas dando uma hipótese do diagnóstico. Na primeira etapa, o treinamento da máquina de vetor suporte é realizado através do aprendizado supervisionado e sua utilização nesse trabalho justifica-se devido algumas características particulares, como a detecção automática dos padrões mais relevantes, chamados de vetores suporte e o mapeamento implícito dos padrões em dimensões elevadas, através da função *kernel*. Foi utilizado um processo de Validação Cruzada, do inglês *Cross Validation* (CV) que permite dividir uma estrutura de mineração em seções cruzadas e interativamente treinar e validar os padrões com cada seção cruzada, especificando um conjunto de dados para o treinamento e um conjunto para teste. O kernel utilizado em todas as máquinas é o RBF (Função de Base Radial), pois quando comparado com o polinomial obteve-se melhor performance. Para cada classificador são realizadas 50 rodadas de treinamento/teste. Os padrões de treinamento são selecionados aleatoriamente, sendo as restantes usadas para teste. São determinadas a taxa média de acerto (acurácia) e o desvio-padrão das taxas de acerto observadas durante os testes. A remoção dos padrões discrepantes foi feita a partir da faixa de frequência estipulada de 170 a 270 Hz para vozes femininas e 80 e 160 Hz para vozes masculinas. Além das taxas das médias de acerto (acurácia) e seus desvios-padrões, os classificadores são também comparados entre si com base no número de falsos negativos e falsos positivos. Com isso é possível calcular a sensibilidade e especificidade do classificador a partir da matriz de confusão relacionando esse estudo

de falso negativo e falso positivo com a classificação dando uma hipótese de diagnóstico ao paciente.

IV. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados e detalhados os resultados obtidos na extração de características e classificação das patologias da laringe através da análise acústica do sinal de voz. Também serão realizadas comparações com outros trabalhos na literatura, levando em consideração as diferenças entre bancos de dados utilizados, assim como, diferentes maneiras de obtenção dos mesmos.

A. Extração de atributos

Ao analisar os sinais de voz no domínio do tempo e o domínio da frequência, pode-se observar diferenças significativas entre vozes normais e patológicas. O primeiro, representado pela Figura 1, é um típico sinal de voz saudável para a vogal sustentada /a/, o segundo, mostrado na Figura 2 é um sinal caracterizado pela presença de disfonia no paciente e o último, representado na Figura 3, é de um sinal de voz gerado por um paciente portador do Edema de Reinke.

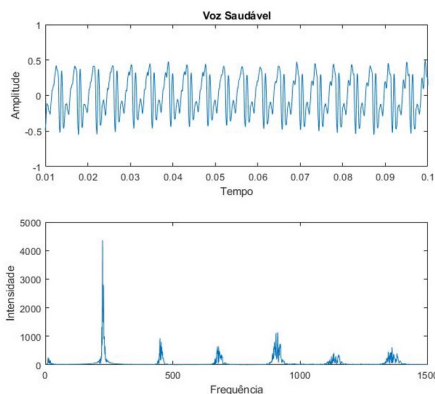


Fig. 1. Voz Saudável (a) no domínio do tempo e (b) no domínio da frequência.

Para uma voz saudável é importante observar a periodicidade do sinal, no domínio do tempo, como o sinal se comporta em um curto período de tempo de 100ms, como seu comportamento é constante e em toda sua extensão. Já no domínio da frequência observa-se a frequência fundamental bem definida, com sua intensidade muito acentuada e suas formantes com baixo grau de desordem, isto é, um baixo nível de ruído.

Nas vozes diagnosticadas com disfonia, observa-se uma diminuição da amplitude do sinal no domínio do tempo e um grau de distorção na forma de onda, sonoramente essa voz é mais baixa e “desafinada” quando comparada com a voz saudável sem presença de patologia. No domínio da frequência, pode-se observar a frequência fundamental ainda é bem definida, porém com intensidade mais baixa, já as formantes não são bem definidas e a presença de ruído entre as formantes.

Para as vozes diagnosticadas com Edema de Reinke, observa-se que o sinal no domínio do tempo não possui periodicidade e grande distorção na forma da onda, já no domínio da frequência, este sinal apresenta um alto grau de

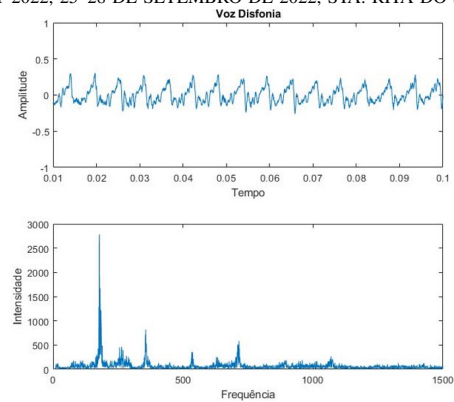


Fig. 2. Voz com Disfonia (a) no domínio do tempo e (b) no domínio da frequência.

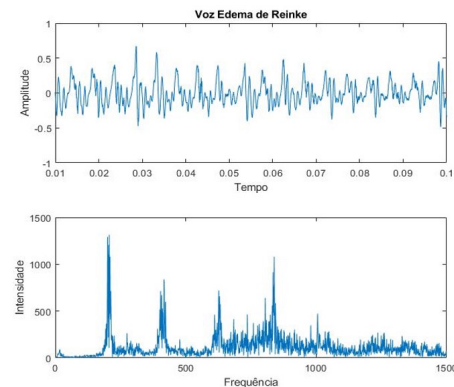


Fig. 3. Voz com Edema de Reinke (a) no domínio do tempo e (b) no domínio da frequência.

ruído característico do edema, dificultando a identificação das formantes. Apenas observando as formas de ondas das Figuras 1, 2 e 3, já consegue-se identificar a presença de ruído para o caso das vozes patológicas, bem como redução do seu nível de amplitude e intensidade. De acordo com a figuras, é possível sugerir uma anormalidade ou desordem vocal, sendo necessário maior aprofundamento nos estudos das medidas acústicas que representem bem a patologia que está causando a desordem.

B. Classificação

O classificador é dividido em duas máquinas SVMs, onde as características selecionadas dos dados de entrada são atribuídas às máquinas. Executou-se 50 repetições do algoritmo, com o objetivo de obter-se 50 resultados para avaliação das médias dos descritores escolhidos.

Na Tabela I, para vozes femininas, é mostrada a matriz de confusão da primeira repetição da máquina SVM1 e na Tabela II é apresentada a matriz de confusão da primeira repetição da máquina SVM2 a partir daí, são calculadas a acurácia, sensibilidade e especificidade e então apresentados na Tabela V, VI e VII, a avaliação de desempenho do SVM1, indicando os valores mínimos e máximos, os valores médios, desvio padrão e variância alcançados pelos avaliadores, após as 50 repetições. Seguindo os mesmos calculos para as Tabelas VIII, IX e X para avaliação de desempenho do SVM2.

Na Tabela III, para vozes masculinas, é mostrada a matriz de confusão da primeira repetição da máquina SVM1 e na Tabela IV é apresentada a matriz de confusão da primeira

TABELA I
MATRIZ DE CONFUSÃO SVM1: FEMININA

	Saudável	Patológica
Saudável	70	7
Patológica	3	19

TABELA II
MATRIZ DE CONFUSÃO SVM2: FEMININA

	Edema de Reinke	Disfonia
Edema de Reinke	11	1
Disfonia	2	8

repetição da máquina SVM2 a partir daí, são calculadas a acurácia, sensibilidade e especificidade e então apresentados na Tabela V, VI e VII, a avaliação de desempenho do SVM1, indicando os valores mínimos e máximos, os valores médios, desvio padrão e variância alcançados pelos avaliadores, após as 50 repetições. Seguindo os mesmos cálculos para as Tabelas VIII, IX e X para avaliação de desempenho do SVM2.

TABELA III
MATRIZ DE CONFUSÃO SVM1: MASCULINA

	Saudável	Patológica
Saudável	42	4
Patológica	2	11

TABELA IV
MATRIZ DE CONFUSÃO SVM2: MASCULINA

	Edema de Reinke	Disfonia
Edema de Reinke	3	1
Disfonia	1	8

Ao analisar os resultados da máquina SVM1 entre vozes saudáveis e patológicas, observa-se na Tabela V que a melhor taxa de acerto foi na classificação de vozes femininas com 93,78% com variância de 2,85, porém não muito diferente para vozes masculinas com melhor taxa de acerto em 92,79% e variância de 3,86, demonstrando que o classificador se comporta da mesma maneira para ambos os sexos e é treinado de maneira eficiente para as diferentes faixas de frequência fundamental.

O que não acontece quando os sinais de ambos os sexos estão misturados, no espectro de frequência, vozes femininas patológicas e masculinas saudáveis se sobrepõem, ficando sobre a mesma faixa de frequência, isso faz com que o classificador tenha um baixo desempenho por não reconhecer os padrões de maneira correta, já que a proposta deste trabalho é a análise acústica através das frequências fundamentais e suas formantes, ao misturar os dois padrões de frequência, o classificador não consegue identificar a diferença entre uma voz feminina com patologia ou masculina saudável, logo, pode-se concluir que, nessa modalidade, este algoritmo possui baixa capacidade de generalização.

Como ferramenta de validação do classificador, os valores de sensibilidade mostrados na Tabela VI, indicam que o

TABELA V
ACURÁCIA PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES SAUDÁVEIS X PATOLÓGICAS - SVM1

	Feminina	Masculina
Mínimo	86,49	85,43
Máximo	93,78	92,79
Média	90,15	89,03
Desvio Padrão	1,68	1,96
Variância	2,85	3,86

TABELA VI
SENSIBILIDADE PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES SAUDÁVEIS X PATOLÓGICAS - SVM1

	Feminina	Masculina
Mínimo	88,08	87,37
Máximo	92,04	91,30
Média	89,82	89,64
Desvio Padrão	1,21	1,14
Variância	1,46	1,31

classificador exclui corretamente vozes não-patológicas, ou seja, as vozes saudáveis, tendo a melhor taxa de acerto para vozes femininas com 92,04% e 91,30% para vozes masculinas. A Tabela VII indica o quanto o SVM1 é capaz de classificar corretamente vozes patológicas, os valores apresentados são mais abaixo que os valores da sensibilidade, indica uma maior incerteza na exclusão dos sinais patológicos, porém ainda satisfatório com maior especificidade para vozes femininas em 90,67% e para vozes masculinas 89,01%.

Para a máquina SVM2, os valores médios da acurácia mostrados na Tabela VIII indicam que as duas máquinas se comportam da mesma maneira para a classificação dos sinais, porém a valor superior da variância para a máquina SVM2 (4,63% e 4,17% para as vozes femininas e masculinas respectivamente), indica que a máquina teve uma maior dificuldade de classificação, onde a cada uma das rodadas, apresentava valores distintos para a acurácia, isso se dá pelo fato de haver

TABELA VII
ESPECIFICIDADE PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES SAUDÁVEIS X PATOLÓGICAS - SVM1

	Feminina	Masculina
Mínimo	84,23	84,67
Máximo	90,67	89,01
Média	85,84	86,30
Desvio Padrão	1,73	1,48
Variância	3,03	2,19

TABELA VIII
ACURÁCIA PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES COM EDEMA DE REINKE X DISFONIA - SVM2

	Feminina	Masculina
Mínimo	77,26	69,23
Máximo	90,91	92,31
Média	88,64	88,23
Desvio Padrão	2,15	2,04
Variância	4,63	4,17

TABELA IX

SENSIBILIDADE PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES COM EDEMA DE REINKE X DISFONIA - SVM2

	Feminina	Masculina
Mínimo	66,67	50,00
Máximo	91,67	100
Média	80,77	78,57
Desvio Padrão	2,30	2,13
Variância	5,29	4,53

TABELA X

ESPECIFICIDADE PARA CLASSIFICAÇÃO DE VOZES COM EDEMA DE REINKE X DISFONIA - SVM2

	Feminina	Masculina
Mínimo	70,00	66,67
Máximo	90,00	88,89
Média	82,15	82,73
Desvio Padrão	2,18	1,88
Variância	4,78	3,56

um menor número de padrões no treinamento disponibilizado pela base de dados, fazendo com que o modelo não seja tão bem treinado quanto a máquina SVM1, que há um número bem maior de padrões de treinamento.

Os valores de sensibilidade na Tabela IX retratam a capacidade do SVM2 classificar as vozes com Edema de Reinke, tendo seu valor máximo em 100% para as vozes masculinas, justificado pelo menor número de padrões de teste, assim como, justificando o seu menor valor em 50%. Porém, o classificador ainda assim se comporta de maneira satisfatória com a média de acerto em 78,57%. Já a especificidade da Tabela X é a capacidade do SVM2 em excluir os sinais que não são classificados com Edema de Reinke, ou seja, aqueles que foram classificados como disfônico, apresentando seu melhor resultado em 90% para vozes femininas e 88,89% para vozes masculinas, com a média em 82% para ambos.

V. CONCLUSÕES

Buscando minimizar o desconforto de pacientes que necessitam submeter-se a exames invasivos, como laringoscopia, o presente trabalho visou apresentar uma abordagem de um método de reconhecimento de padrões e análise acústica como forma não invasiva para hipótese de diagnóstico de patologias, os resultados apresentados são bastante promissores e apontam que o uso dessas medidas e métodos para um sistema de classificação de vozes, podem ser uma ferramenta auxiliar de um médico especialista de pré-diagnósticos de patologias laríngeas, porém o diagnóstico automático dessas patologias empregando métodos baseados unicamente na voz do paciente ainda demanda estudos mais extensos pois as similaridades entre algumas disfonias, juntamente com a complexidade do sistema produtor da fala ainda não produzem métodos 100% confiáveis. Como contribuição, este trabalho propôs diferentes descritores dos que foram encontrados na literatura, além da utilização das frequências e seus harmônicos, a escolha do descritor da energia do sinal, diferencia-se dos demais trabalhos, trazendo uma nova maneira de análise destes sinais, atrelado

com o descritor entropia que vem auxiliar a caracterização do sinal com o cálculo do grau de desordem do mesmo. Mostrou-se que o SVM1 possui um melhor desempenho, apesar de seus valores médios de acurácias serem muito próximos com os do SVM2, os valores médios de sensibilidade e especificidade são menores na classificação entre as patologias no SVM2, isto é, a segunda máquina apresentou uma maior incerteza na classificação dos dados, mas ainda suficientemente satisfatória para uma hipótese de diagnóstico.

Conclui-se que o método proposto permite uma maior precisão no diagnóstico, ou seja, o classificador permitirá ao médico especialista uma análise adicional proporcionando uma maior probabilidade de detectar patologias onde realmente existam. O médico poderá dispor de uma ferramenta complementar aos exames existentes auxiliando num diagnóstico definitivo.

REFERÊNCIAS

- [1] M. O. Rosa., *Análise acústica da voz para pré-diagnóstico de patologias da laringe.*. Orientador: Prof. José Carlos Pereira. 1998. 218 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1998.
- [2] N. C. Almeida. *Sistema inteligente para diagnóstico de patologias na laringe utilizando máquinas de vetor de suporte.* Orientador: Prof. Dr. Sandro Gonçalves da Silva. 2010. 118 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2010.
- [3] G. F. Cordeiro; S. M. R. Pinho e Z. A. Camargo. Formante do cantor—um enfoque fisiológico. *PINHO, Silvia M R. Temas em voz profissional. São Paulo: Revinter*, p. 23-30, 2007.
- [4] H. T. Cordeiro *Reconhecimento de patologias da voz usando técnicas de processamento da fala.* Orientador: Prof. Dr. Carlos Meneses. 2016. 120 p. Dissertação (Doutorado em Engenharia Eletrônica e de Computadores) - Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade de Lisboa, Lisboa, 2016.
- [5] A. Al-nasheri et al. Voice pathology detection and classification using auto-correlation and entropy features in different frequency regions. *Ieee Access*, v. 6, p. 6961-6974, 2017.
- [6] W. Wokurek e M. Putzer. Phonation Quality Detection on the Saarbrücken Voice Database using Harmonic Spectrum-based Parameters. In *Proceedings of the 10th International Workshop MAVEBA*, 2017, pages 15–18, Firenze, Italy
- [7] S. L. N. C. Costa. *Análise acústica, baseada no modelo linear de produção de fala, para discriminação de vozes patológicas.* Orientador: Prof. Dr. Benedito Guimarães Aguiar Neto. 2008. 160 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2008.
- [8] M. Behlau, G. Madazio, D. Feijo e P. Pontes. *A Voz do Especialista V.1.* Rio de Janeiro: Revinter, 2001. Capítulo 3. p. 130-164.
- [9] A. R. Rocha-Neto *SINPATCO - Sistema Inteligente para o Diagnóstico de Patologias da Coluna Vertebral.* Orientador: Prof. Dr. Paulo Cesar Cortês. Dissertação (Mestrado). Departamento de Engenharia de Teleinformática. Programa De Pós-Graduação em Engenharia de Teleinformática - Universidade Federal do Ceará, 2006.
- [10] S. M. Zitta. *Análise perceptivo-auditiva e acústica em mulher com nódulos vocais.* Orientador: Prof. Dr. Álvaro Luiz Stelle. 2005. 112 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) - Centro Federal de Educação do Paraná- CEFET-PR, Curitiba, 2005.
- [11] C. E. Shannon. A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, v. 27, n. 3, p. 379-423, 1948.
- [12] A. J. Smola e B. Schölkopf. A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, v. 14, n. 3, p. 199-222, 2004.
- [13] C. J. C. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, v. 2, n. 2, p. 121-167, 1998.