

Classificação da intensidade de desvios vocais utilizando análise dinâmica não linear e análise de quantificação de recorrência

Giulliana K. L. Pereira de Queiroz, Silvana Luciene do N. C. Costa, Suzete Élide N. Correia

Resumo—Análise acústica tem sido empregada como ferramenta objetiva na avaliação da qualidade vocal. Neste trabalho, é avaliada a intensidade do desvio vocal, discriminando entre os graus normal, leve e moderado, através de medidas da análise dinâmica não linear (Primeiro Mínimo da Função de Informação Mútua e Dimensão de Correlação), medidas de quantificação de recorrência (Determinismo, Entropia de Shannon, Comprimento Médio das Linhas Diagonais, Comprimento Máximo das Linhas Verticais e Transitividade). Também foi analisado o parâmetro relacionado à topologia recorrente do sistema de produção vocal (Passo de Reconstrução). No processo de classificação, foi utilizada a rede neural MLP (Multilayer Perceptron), com o algoritmo de aprendizado supervisionado Gradiente Conjugado Escalonado (SCG). Foi obtida uma acurácia de 94.5% na discriminação entre os graus normal e moderado.

Palavras-Chave—Análise acústica, Análise dinâmica não linear, desvios vocais, redes neurais.

Abstract- Acoustic analysis has been used as an objective tool in vocal quality evaluation. In this work, the vocal deviation intensity is evaluated for discrimination between normal, mild and moderate degrees, employing measures of nonlinear dynamic analysis (First Minimum of the Mutual Information Function and Correlation Dimension), recurrence quantification measures (Determinism, Shannon entropy, Mean Length of Diagonal Lines, Maximum Line Length and Transitivity). The parameter related to the recurrent topology of the vocal production system (Reconstruction Step) was also analyzed. In the classification process, the MLP (Multilayer Perceptron) neural network was used, with the Scaled Conjugate Gradient (SCG) algorithm. An accuracy of 94.5% was obtained in the discrimination between normal and moderate degrees.

Keywords— Acoustic analysis, nonlinear dynamics analysis, vocal deviations, neural networks.

I. INTRODUÇÃO

Distúrbios da voz são condições patológicas que afetam diretamente a produção vocal, manifestando-se de diferentes formas. A manifestação de um distúrbio de voz é multidimensional e por este motivo é importante que a sua avaliação seja de forma abrangente envolvendo assim, diferentes aspectos como: a avaliação perceptiva da voz, o exame visual laríngeo, a análise acústica, a avaliação aerodinâmica e a autoavaliação vocal [1,2].

Técnicas de processamento digital de sinais têm sido cada

vez mais utilizadas no processo de análise das desordens vocais [3,4]. Entre elas destaca-se a análise acústica, não invasiva e de baixo custo, comparada a exames baseados em videolaringoscopia, fornecendo avaliação objetiva, diferentemente da análise perceptivo-auditiva, técnica tradicionalmente empregada em avaliação da qualidade vocal [3].

A análise acústica é um procedimento habitualmente utilizado na avaliação vocal para caracterizar a qualidade da voz, auxiliar no diagnóstico diferencial, possibilitar documentação e monitoramento dos parâmetros vocais, assim como para verificar os resultados do tratamento oferecido ao paciente com distúrbio da voz [5]. Esta técnica tem se mostrado bastante promissora no diagnóstico de patologias laríngeas [3,6]. No entanto, ela não substitui os exames videolaringoscópicos, para diagnósticos de lesões na laringe, mas pode ser usada como ferramenta adicional ao pré-diagnóstico, tratamento e avaliação pré e pós-cirúrgicos, bem como na detecção de distúrbios vocais associados [3].

Em Vieira [6], medidas de quantificação de recorrência foram utilizadas para a análise de sinais de vozes infantis diagnosticadas de acordo com a intensidade do desvio vocal. Entre as discriminações dos desvios a medida de Determinismo se destacou tendo na classificação individual atingindo uma acurácia de 77,24%. Para a discriminação das medidas combinadas o melhor desempenho foi de 84,04%.

Nesta pesquisa é realizada a análise acústica entre os graus dos desvios vocais, tomando como referência os resultados feitos pela análise perceptivo-auditiva, realizada pelo Laboratório Integrado do Estudo da Voz da Universidade Federal da Paraíba (LIEV/UFPB). O comportamento do sinal foi avaliado a partir de duas medidas não lineares (Primeiro Mínimo da Função de Informação Mútua e Dimensão de Correlação), cinco medidas de quantificação obtidas dos gráficos de recorrência (Determinismo, Entropia de Shannon, Comprimento médio das linhas diagonais, Comprimento máximo das linhas verticais e Transitividade) e o parâmetro relacionado à topologia recorrente (Passo de Reconstrução). A escolha destas medidas teve como base os melhores resultados dos trabalhos já existentes [6,7]. Os sinais foram avaliados de forma a indicar a classificação entre sinais classificados como normais (Grau Geral 1 – G1), sinais com desvio leve (Grau Geral 2 – G2) e sinais com desvio moderado (Grau Geral 3 – G3). Para o processo de classificação foi utilizada a rede neural MLP (Multilayer Perceptron) com o algoritmo de aprendizado supervisionado Gradiente Conjugado Escalonado (SCG).

Giulliana K. L. Pereira de Queiroz, Silvana Luciene do N. C. Costa, Suzete Élide N. Correia, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Instituto Federal da Paraíba (IFPB), João Pessoa-PB, Brasil, E-mail: giullianalacerda@gmail.com, silvana@ifpb.edu.br, suzete@ifpb.edu.br. (Este trabalho foi parcialmente financiado pelo IFPB).

O artigo está organizado da seguinte forma: são apresentados, inicialmente, na Seção II, aspectos referentes à análise dinâmica não linear, na Seção III materiais e métodos utilizados nesta pesquisa e na Seção IV os resultados obtidos, seguidos das conclusões, na Seção V.

II. ANÁLISE DINÂMICA NÃO LINEAR

A análise dinâmica não linear pode ser analisada por meio de um modelo matemático associado ao sistema de produção desses sinais ou por meio da análise de séries temporais que contém informações sobre variáveis não observáveis do sistema [8].

Passo de reconstrução (τ) - Esta medida é baseada no teorema da imersão de Takens [9]. Ele demonstrou que, com o uso da técnica dos tempos de retardo ou método das coordenadas defasadas, é possível reconstruir certas propriedades topológicas do espaço de estados (atrator) a partir da série temporal, $\{x_i\}$ em que vetores $\vec{\xi}_i$, m -dimensionais são reconstruídos, de forma que:

$$\vec{\xi}_i = \{x(t_i), x(t_i + \tau), \dots, x(t_i + (m - 1)\tau)\} \quad (1)$$

em que, $i = 1, 2, \dots, T - (m - 1)\tau$, T é o número total de amostras, m é dimensão de imersão e τ é o passo de reconstrução ou tempo de defasagem [10].

Neste trabalho, para a determinação do τ , para cada série temporal, foi utilizado o método de informação mútua, onde o valor do tempo de defasagem ideal corresponde ao primeiro mínimo local, quando este existir, da função de informação mútua média $I(\tau)$.

Método da Função de Informação Mútua- A mesma informação, em sistemas lineares, fornecida pela função de correlação é também fornecida pela função de informação mútua média sendo, que na verdade, é um tipo de generalização para sistemas não lineares. A informação mútua média entre $x(t)$ e sua versão defasada $x(t + \tau)$ é obtida a partir de um histograma de b intervalos de classe (bins), criado para estimar a distribuição de probabilidade dos dados do sinal $x(t)$:

$$I(\tau) = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b P_{i,j}(x(t), x(t + \tau)) \log_2 \left[\frac{P_{i,j}(x(t), x(t + \tau))}{P_i(x(t)) P_j(x(t + \tau))} \right] \quad (2)$$

em que $P_i(x(t))$ é a probabilidade de que o sinal $x(t)$ assuma um valor dentro do i -ésimo intervalo do histograma, $P_j(x(t + \tau))$ é a probabilidade de que $x(t + \tau)$ esteja no j -ésimo intervalo e $P_{i,j}(x(t), x(t + \tau))$ é a probabilidade de que, simultaneamente, $x(t)$ esteja no i -ésimo intervalo e $x(t + \tau)$ no j -ésimo intervalo. Tem-se ainda que $I(t) \geq 0$. Se $x(t)$ e $x(t + \tau)$ são iguais, então $I(\tau)$ é máximo. Por outro lado, se $x(t)$ e $x(t + \tau)$ são completamente independentes, então o argumento do termo logarítmico é a unidade e $I(t) = 0$ [6]. O valor do tempo de defasagem ideal corresponde ao Primeiro Mínimo Local, da função de informação mútua média $I(\tau)$ [11]. Desta forma, ao traçar $I(\tau)$ versus, a melhor defasagem corresponde ao valor de τ no Primeiro Mínimo da Função de Informação Mútua (PM).

Dimensão de correlação (D_2) - Esta característica tem por objetivo medir a probabilidade de se encontrar um par aleatório de pontos dentro de um determinado volume elementar (caixa) e é definida da seguinte forma [3,8]:

$$D_2 = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log \sum_{i=1}^{N(\epsilon)} (f_i)^2}{\log(\epsilon)} \quad (3)$$

em que o termo $(f_i)^2$ representa a frequência relativa com que dois pontos de um atrator estejam dentro da i -ésima caixa de tamanho ϵ [8]. Onde ϵ é o raio em torno de ζ_i e a função $\theta(x)$ satisfaz à condição: $\theta(x) = 1$ para $x > 0$ e $\theta(x) = 0$ para $x \leq 0$. ζ_i e ζ_j representam vetores reconstruídos a partir de defasagens na série temporal associada ao sinal de voz. Esse método consiste em determinar quantos volumes elementares, de tamanho ϵ , são necessários para cobrir todo o conjunto de pontos do atrator no espaço de estado.

Análise de quantificação de recorrência - Esta análise é um método que tem por objetivo extrair medidas quantitativas dos gráficos de recorrência [9, 10]. Um gráfico de recorrência é uma matriz quadrada de ordem N preenchida por pontos brancos e pretos. Um ponto preto representa um estado recorrente, ou seja, um estado suficientemente próximo a outro em determinado instante de tempo. Um ponto branco indica estado não recorrente. Na Figura 1 são apresentados exemplos de gráficos de recorrência, com 32 ms, das suas respectivas séries temporais obtidos a partir de sinais de vozes com os graus G1, G2e G3.

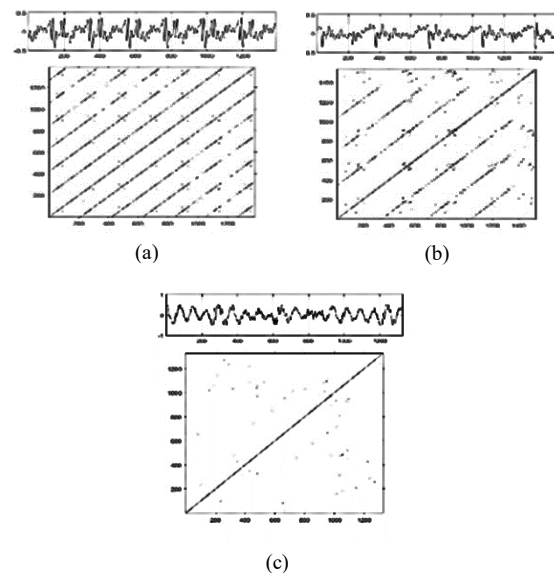


Fig. 1 Séries temporais e gráficos de recorrência para sinais com graus (a) G1, com $m=5$ e $\tau=6$, (b) G2, com $m=6$ e $\tau=12$ e (c) G3, com $m=5$ e $\tau=18$.

Pode-se observar que, para os exemplos considerados na Figura 1, o gráfico de recorrência do sinal de voz saudável (Grau 1) apresenta uma formação periódica nas linhas diagonais, com maior preenchimento que as vozes com os graus 2 e 3. O sinal com grau 3 possui uma quantidade maior de pontos isolados, onde as formações das linhas diagonais tornam-se quase inexistentes. A análise visual, no entanto, é subjetiva podendo levar a várias interpretações. Por este motivo, é importante que se faça uma análise quantitativa para dar objetividade e maior confiabilidade à análise e ao diagnóstico. Neste estudo, foram extraídas as medidas de recorrência descritas a seguir [12,13].

Determinismo (Det) - Mede a quantidade dos pontos de recorrência presentes na formação das linhas diagonais em relação a todo o conjunto dos pontos de recorrência:

$$DET = \frac{\sum_{l=lmin}^N l \times P^{\epsilon}(l)}{\sum_{i,j}^N R_{i,j}^{m,\epsilon}}, \quad (4)$$

em que $P^{\epsilon}(l) = \{l_i; i=1...N\}$ representa a distribuição de frequência dos comprimentos l das estruturas diagonais no gráfico de recorrência e Nl é o número absoluto de linhas diagonais. O termo $lmin$ representa o número mínimo de pontos que são considerados para formar uma linha diagonal.

Comprimento Médio das Linhas Diagonais (Lmed) - Está relacionado ao tempo médio que dois segmentos de uma trajetória estão próximos um do outro e pode ser interpretado como o tempo médio de predição. É calculado da seguinte maneira:

$$Lmed = \frac{\sum_{l=lmin}^N l \times P^{\epsilon}(l)}{\sum_{i,j}^N P^{\epsilon}(l)} \quad (5)$$

Entropia de Shannon (Entr): Refere-se à entropia de Shannon da distribuição de frequência dos comprimentos das linhas diagonais. Ela reflete a complexidade da estrutura determinística no sistema:

$$Entr = \sum_{l=lmin}^N p(l) \cdot \ln p(l), \quad (6)$$

em que

$$p(l) = \frac{P^{\epsilon}(l)}{\sum_{l=lmin}^N P^{\epsilon}(l)}$$

Comprimento Máximo das Linhas Verticais (Vmax): Esta medida mede o tempo máximo em que o sistema permanece em um estado específico, estando relacionada à duração máxima de um comportamento caótico, dada por

$$Vmax = \max(\{Vl; i = 1...Nv\}) \quad (7)$$

em que Nv é o número total de linhas verticais e Vl o comprimento da linha vertical.

Transitividade (Trans) - A medida Transitividade é uma espécie de taxa de recorrência local, onde pode ser utilizada em conjunto com o raio vizinhança para a construção do gráfico de recorrência.

$$Trans = \frac{\sum_{i,j,k=1}^N R_{i,j}^{m,\epsilon} R_{i,k}^{m,\epsilon} R_{k,i}^{m,\epsilon}}{\sum_{i,j,k=1}^N R_{i,j}^{m,\epsilon} R_{k,i}^{m,\epsilon}} \quad (8)$$

III. MATERIAIS E MÉTODOS

Base de dados- O banco de dados dos sinais utilizados na pesquisa é proveniente do Laboratório Integrado de Estudos da Voz (LIEV) da Universidade Federal da Paraíba. A base faz parte de um projeto intitulado "Integração das medidas acústicas, perceptivas, fisiológicas e de auto avaliação em pacientes com e sem alteração laringea", avaliado e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa do Centro de Ciências da Saúde/UFPB, com o parecer número 52492/12 (LOPES *et al.*, 2016). Foram incluídos no estudo, pacientes com idade entre 18 e 65 anos, que apresentassem queixa vocal e que já tivessem realizado avaliação laringológica, com laudo otorrinolaringológico por escrito. Todos os participantes assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

Os pacientes foram classificados com relação ao grau a partir da análise perceptivo-auditiva, por três avaliadores fonoaudiólogos. Esta análise foi realizada utilizando a Escala Analógica Visual (EAV). A escala constitui um intervalo de 100 milímetros, dentro do qual há três pontos de corte definidos a partir de estudo clínicos realizados no Brasil [8]. Caso o profissional treinado marque na escala algum valor entre 0 e 35,5 mm, a voz é considerada normal. Valores entre 35,5 e 50,5 mm indicam uma voz com desvio leve. Valores entre 50,5 e 90,5 indicam uma voz com desvio moderado. Para valores entre 90,5 e 100 mm o desvio é considerado intenso. Foram selecionados 90 sinais da base, sendo 30 de pacientes com vozes normais (G1), 30 com desvio leve (G2) e 30 com desvio moderado (G3), para o processo discriminativo. Os sinais foram digitalizados a uma taxa de amostragem de 44.100 amostras/s e quantizados com 16 bits/amostra.

Metodologia - Os sinais da base de dados foram segmentados em quadros de 32 ms para manter a estacionariedade. Em seguida, foi realizada a extrações das características por segmento. Foram utilizadas, no classificador, a média segmental das características. Para o processo de classificação foi utilizada a rede neural MLP com o algoritmo de aprendizado supervisionado Gradiente Conjugado Escalonado (SCG). Os sinais foram separados, aleatoriamente, em dois conjuntos distintos, dos quais 2/3 foram utilizados para o treinamento da rede e 1/3 para teste de eficiência. Foi realizada a validação cruzada, onde a rede foi executada 10 vezes, com o objetivo de dar maior confiabilidade aos resultados. Foram utilizados 09 neurônios na camada oculta (definidos empiricamente) e 02 na camada de saída. Na camada de entrada, a quantidade de neurônios variou de acordo com o número de características empregadas, podendo ser de 1 a 8.

IV. RESULTADOS

No processo de classificação foram utilizadas três medidas de avaliação de desempenho: acurácia, sensibilidade e a especificidade [8]. A acurácia mede a capacidade do teste em identificar quando há e quando não há a presença da doença. A sensibilidade mede a capacidade do teste em identificar corretamente a doença entre aqueles que a possuem e a especificidade mede a capacidade do teste de classificar corretamente aqueles que não possuem a doença [14].

Na Figura 2 são apresentados os resultados da acurácia média referentes a cada medida para cada caso de classificação.

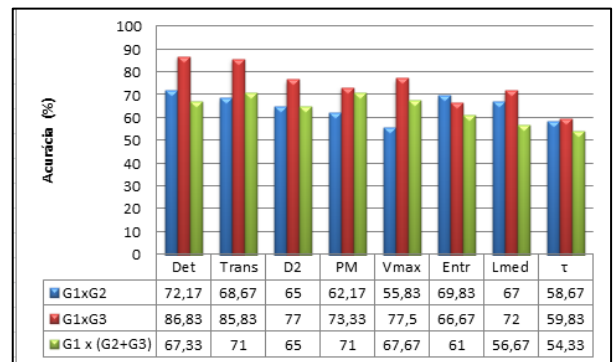


Fig. 2 Resultados individuais referentes a cada medida de acordo com cada caso de classificação.

As medidas de Comprimento Médio das Linhas Diagonais (*Lmed*) e Passo de Reconstrução (τ), foram as medidas que menos se destacaram na classificação individual. Mas, quando combinadas com outras medidas, podem proporcionar um aumento na acurácia de classificação. Em pesquisas recentes, as medidas de Transitividade (*Trans*) e o Passo de Reconstrução (τ), quando combinadas, proporcionaram um aumento na acurácia na discriminação entre vozes saudáveis e desviadas [7].

Na Tabela I são apresentados os melhores resultados obtidos com as características individuais e combinadas. Quando utilizada individualmente, na avaliação entre os graus normal e leve, a característica Determinismo apresentou maior acurácia entre as medidas empregadas. No entanto, o Determinismo, combinado com *Lmed*, *PM* e *Entr*, proporcionou um ganho de 10% na acurácia em relação ao Determinismo individualmente. A sensibilidade e a especificidade também aumentaram, com valores próximos entre si, o que significa que a combinação das medidas proporciona desempenho similar tanto em detectar a presença do desvio corretamente (sensibilidade), como em identificar que não há desvio vocal nos sinais que realmente não tem (especificidade).

TABELA I. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO - DISCRIMINAÇÃO ENTRE OS GRAUS 1 E 2 (G1xG2).

Avaliação de desempenho (G1 x G2)	Individual	Combinação
Característica(s)	<i>Det</i>	<i>Det+Lmed+PM +Ent</i>
Acurácia	72,17±2,07	82,33±2,18
Sensibilidade	72,67±4,24	82,00±2,69
Especificidade	71,67±5,60	82,67±2,89

Na Tabela II, constam os melhores resultados para as características empregadas de forma individual e combinadas, na discriminação entre as vozes normais e com desvio moderado. Similar à discriminação G1xG2, o Determinismo mostrou-se como a melhor característica individual para classificar a presença de desvio moderado, nos sinais analisados.

TABELA II. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO - DISCRIMINAÇÃO ENTRE OS GRAUS 1 E 3 (G1xG3).

Avaliação de desempenho (G1 x G3)	Individual	Combinação
Característica (s)	<i>Det</i>	<i>Det+Entr+Trans+PM + Vmax</i>
Acurácia (%)	86,83±0,58	94,50±1,11
Sensibilidade (%)	85,67±1,79	92,67±1,63
Especificidade (%)	88,00±0,74	96,33±0,92

Na Tabela III, estão apresentados os resultados da discriminação entre vozes com desvios leves e com desvios moderados. Neste caso a característica Transitividade (*Trans*) destacou-se com acurácia de aproximadamente 70%. No entanto, mediante a combinação das características proporcionou acurácia acima de 80%. Além disso, a capacidade do teste em identificar a ausência do desvio corretamente (especificidade), que estava abaixo de 70%, aumentou em 16% com a combinação das características.

TABELA III. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO - DISCRIMINAÇÃO ENTRE OS GRAUS 2 E 3 (G2xG3).

Avaliação de desempenho (G2xG3)	Individual	Combinação
Característica(s)	<i>Trans</i>	<i>Det+ D₂ +PM + Vmax</i>
Acurácia (%)	71,00±0,75	81,17±1,29
Sensibilidade (%)	73,00±2,30	76,67±1,93
Especificidade (%)	69,00±3,44	85,67±1,41

Na Tabela IV, estão apresentados os resultados da discriminação entre as vozes normais comparadas com a junção dos desvios leve e moderado numa única classe, G1 x (G2+G3), compondo a classificação entre sinais saudáveis (G1) e com desvios vocais (G2 + G3). Neste caso, a classificação dos sinais é feita para fins de triagem, ou seja, separar os casos de pacientes que necessitam de acompanhamento terapêutico dos pacientes com vozes normais, com precisão acima de 80%.

TABELA IV. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO - DISCRIMINAÇÃO ENTRE OS GRAUS 1 E GRAUS (G2+G3).

Avaliação de desempenho G1x(G2xG3).	Individual	Combinação
Característica (s)	<i>Det</i>	<i>Det+ Trans+ PM + Lmed+τ</i>
Acurácia (%)	80,67±1,22	86,17±0,50
Sensibilidade (%)	74,00±3,25	84,33±1,00
Especificidade (%)	87,33±0,83	88,00±1,13

Pode-se observar que, com exceção da classificação entre o G2xG3, com as medidas individuais, a medida Determinismo se destacou com relação às demais medidas, tanto nos resultados individuais como combinados. Lembrando-se que esta característica mede a quantidade dos pontos de recorrência presentes na formação das linhas diagonais em relação a todo o conjunto dos pontos de recorrência.

V. CONCLUSÃO

Observa-se, a partir dos resultados obtidos, que quando a medida Determinismo é combinada com outras medidas proporcionam um aumento significativo na acurácia. A melhor acurácia obtida foi de 94,50% entre a discriminação das vozes saudáveis e com desvio moderado (G1xG3), utilizando medidas combinadas. Essa taxa é considerada excelente, segundo o critério de Hosmer-Lemeshow, assim como as taxas acima de 80% [15]. Com estes resultados, pode-se concluir que a análise de quantificação de recorrência pode ser considerada na análise acústica como uma ferramenta auxiliar na fonoaudiologia, para a discriminação entre vozes saudáveis e com desvios vocais.

AGRADECIMENTOS

Ao IFPB e ao Departamento de Fonoaudiologia da Universidade Federal da Paraíba pela disponibilidade do banco de dados.

REFERÊNCIAS

- [1] L. O. Ramig, “Verdolini K. Treatment efficacy: voice disorders”, *J Speech Lang Hear Res*, 41(1):101-6. <http://dx.doi.org/10.1044/jslhr.4101.s101>. PMID:9493749, 1998.
- [2] P. H. Dejonckere, P. Bradley, P. Clemente, G. Cornut, L.C. Buchman, G. Friedrich. “A basic protocol for functional assessment of voice pathology, especially for investigating the efficacy of (phonosurgical) treatments and evaluating new assessment techniques”, *Eur Arch Otorhinolaryngol*, 258(2):77-82, 2001. <http://dx.doi.org/10.1007/s004050000299>. PMID:11307610.
- [3] W. C. A. Costa, “Análise Dinâmica Não Linear de Sinais de Voz para Detecção de Patologias Laringeas” [Tese], Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2012.
- [4] H. H. Falcão, S. Correia, S. C. Costa, J. M. Fechine, B. A. Aguiar Neto, “O uso da entropia na discriminação de vozes patológicas”. Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2014.
- [5] J. Nayak, P. S. Bhat, R. Acharya, U. V. Aithal, “Classification and analysis of speech abnormalities”, *ITBM-RBM*, 26:319-27, 2005.
- [6] V.J.D. Vieira, “Avaliação de Distúrbios da Voz por meio de Análise de Quantificação de Recorrência” [Dissertação], João Pessoa: Instituto Federal de Ciência e Tecnologia da Paraíba, 2014.
- [7] L. W. Lopes, V. J. D. Vieira, S. L. N. C. Costa, S. E. N. Correia, M. Behlau, “Effectiveness of recurrence quantification measures in discriminating patients with and without voice disorders”, In: 10th International Conference on Voice Physiology and Biomechanics; 2016; Viña del Mar, Chile..p. 14-17, 2016.
- [8] M. A. Savi. *Dinâmica não-linear e Caos*. Rio de Janeiro: E-papers, 2006.
- [9] F. Takens, “Detecting Strange Attractors in Turbulence”. In: Rand DA, Young LS. *Dynamical systems and turbulence*. New York, pp.898:366-81, 1981.
- [10] N. Fiedler-Ferrara, C. P. C. Prado, “Caos: Uma introdução”. São Paulo: Ed. Edgard Blucher Ltda, 1994
- [11] A. M., Fraser, H. L., Swinney, “Independent coordinates for strange attractors from mutual information”. *Physical Review A*, vol. 33, nº 2, p. 1134-1140, 1986.
- [12] J. P. Eckmann, S. O. Kamphorst, D. Ruelle, “Recurrence plots of dynamical systems”, *Europhysics Letters*. Ed.4, pp. 973-977, 1987.
- [13] C. L. Webber-Jr and J. P. Zbilut, “Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies”. *J. Appl. Physiol.*, vol. 76, pp. 965–973, 1994.
- [14] G. K. L. P. Queiroz, S. C. Costa, S. Correia, L. W. Lopes, “Análise dinâmica não linear e análise de quantificação de recorrência aplicadas na classificação de desvios vocais. Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2016.
- [15] D. W. Hosmer and S. Lemeshow, "Applied logistic regression". 2^o ed. New York: John Wiley & Sons; 2000.