

GABRIEL SALVAGNO

QUANTIZAÇÃO DA CAOTICIDADE DO SINAL DE VOZ HUMANA

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Escola de Engenharia de
São Carlos, da Universidade de São Paulo

Curso de Engenharia Elétrica com ênfase
em Eletrônica

ORIENTADOR: Prof. Dr. José Carlos Pereira

São Carlos

2010

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTES
TRABALHOS, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU
ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE
CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica preparada pela Seção de
Tratamento da Informação do Serviço de Biblioteca
– EESC/USP

S182q Salvagno, Gabriel
 Quantização da caoticidade do sinal de voz humana /
Gabriel Salvagno ; orientador José Carlos Pereira. --
São Carlos, 2010.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em
Engenharia Elétrica com ênfase em Eletrônica) -- Escola
de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2010.

1. Voz - análise. 2. Caos determinístico.
3. Informação mútua. 4. Espaço de fase. 5.
Variáveis de perturbação sinais. 6. Perturbação de
sinais - quantificador. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Gabriel Salvagno

Título: "Quantificação da Capacidade do Sinal de Voz Humana"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 30/11/2010,

com NOTA (8,0), pela comissão julgadora:



Prof. Dr. Marcelo B. de A. No. Joaquim - ELSC/USP

Prof. Dr. Maria Eugênia Tavares - ELSC/USP

Prof. Associado Mauro Schinabel
Coordenador do CoC-Engenharia Elétrica
ELSC/USP

AGRADECIMENTOS

A meus pais e meu irmão Vinícius por todo apoio dado desde o início de minha graduação, pelas sábias palavras nos momentos de dificuldade, pelo companheirismo e, principalmente, pelo imenso amor.

Ao Prof. José Carlos Pereira pela oportunidade deste trabalho, pela paciência e compreensão durante a orientação deste trabalho e por ter o dom do ensino, sendo conceituado por todos meus colegas como um excelente e memorável professor.

À fonoaudióloga Maria Eugênia Dajer por todo apoio, pela enorme paciência, pelo ensinamento de alguns conceitos básicos da fonoaudiologia muito importantes para o trabalho e pelo direcionamento nos momentos de dúvida.

A todos meus companheiros, amigos que fiz nesta universidade, em especial a meus amigos da república Mão de Onze que levarei no peito para toda vida.

À Universidade de São Paulo e à Escola de Engenharia de São Carlos pela enorme infra-estrutura e suporte oferecidos durante minha graduação.

E, principalmente, ao Deus Rei dos reis e Senhor dos Senhores, por Seu infinito amor e por Seu braço forte sempre estendido para me ajudar em todos os momentos da minha vida.

Resumo

A voz humana bem como todo seu sistema de geração vem sendo alvo de estudos por cientistas de diversas áreas há décadas. As diversas teorias sobre a caoticidade de sinais vêm se mostrando eficiente também para a análise de sinais de voz humana e, conseqüentemente, poder auxiliar no diagnóstico de algumas patologias. Dentre os diversos conceitos existentes, a análise das perturbações de um sinal de voz pode ser útil nas triagens e nas avaliações vocais, e, em alguns casos, pode ser o correlato de uma paciente com uma voz ruidosa ou soprosa.

As técnicas de análise de voz baseadas em modelos não lineares (como é o caso da reconstrução de um sinal em um espaço de fase) permitem uma análise visual da presença da componente caótica e da determinística, bem como dos fatores de variação de frequência e amplitude.

O objetivo deste trabalho foi criar um quantificador para as perturbações do sinal de voz a partir da observação do mesmo reconstruído em um espaço de fase. Para esta reconstrução, utilizou-se do auxílio de algoritmos computacionais. A técnica se mostrou eficiente, pois a quantificação de um grupo de 20 vozes apresentou um valor final maior para vozes patológicas.

É importante ressaltar que este método não substitui os tradicionais métodos utilizados pelos fonoaudiólogos, mas mostra-se útil no aperfeiçoamento e complemento dos mesmos.

Palavras-Chave: Análise de Voz, Caos Determinístico, Informação Mútua, Espaço de Fase, Variáveis de Perturbação, Quantificador.

Abstract

The human voice, as well as the system that produces it, has been studied by scientists of different fields for decades. Many theories regarding the chaotic nature of signals were proven effective on human voice analysis, allowing the diagnosis of certain pathologies. Among the diverse existing concepts, disturbance analysis of a voice signal can be useful on vocal tests and evaluations, and, in some cases, may be the connection of a patient to a breathy or a noisy voice.

The voice analysis techniques based on non-linear systems (as is the case of signal reconstruction in a phase space) allow a visual examination of the presence of a chaotic component and a deterministic one, as well as the variance of amplitude and frequency disturbances.

This work suggests a quantifier for disturbances on the voice signal based on the observation of the signal's reconstruction in a phase space. The use of computational algorithms will be applied in this reconstruction. The technique was proven efficient, because the quantification of a group of thirty voices presented a higher value for pathological voices.

It is important to stand out that this method is not a replacement to traditional methods applied by speech therapists, but was proven useful on the improvement and accompaniment of these methods.

Keywords: Voice analysis, Deterministic Chaos, Mutual Information, Phase Space, Disturbance Variables, Quantifier.

1 – Introdução	8
1.1 - Objetivo	9
2 – O Sistema Vocal Humano	9
2.1 - Laringe	9
2.1.1 - Musculatura Intrínseca da Laringe	10
2.1.2 - Músculos Extrínsecos.....	11
2.2 - Pregas Vocais.....	11
2.3 - Modelo do Sistema Vocal	14
3 – Análise do Sinal de Voz	16
3.1 – Presença do Caos Determinístico em Sinais de Voz	16
3.2 – Análise Linear – A Transformada Rápida de Fourier	18
3.3 – Análise Não Linear	21
3.3.1 – Teoria do Caos	21
3.3.2 - Atratores e Espaço de Fase	22
3.3.3 – Métodos de Análise Não Linear	24
3.3.3.1 – Dimensão de Correlação	24
3.3.3.2 – Expoente de Lyapunov	26
3.3.3.3 – Reconstrução do Espaço de Fase	30
3.3.3.3.1 – Função de Autocorrelação	31
3.3.3.3.2 – Informação Mutual.....	33
3.3.3.3.3 – Análise do Sinal no Espaço de Fase.....	34
4 - O Experimento	35
4.1 – Materiais.....	35
4.2 – Métodos	36
4.3 – Resultados e Discussão	42
4.3.1 – Vozes Saudáveis.....	43
4.3.2 – Vozes Patológicas.....	47
4.3.3 – Análise Estatística dos Resultados	51
5 – Conclusão	52
Referências Bibliográficas.....	53

1 – Introdução

Sem dúvida, o principal elemento responsável por comunicação é a voz humana. Porém, há certa complexidade em seu processo de formação.

Embora não seja sua função principal, a laringe é o principal elemento responsável pela produção de voz. Pode ser subdividida em diversos músculos e cartilagens e a formação da voz em três sistemas: respiratório, vibratório e ressonador. Pela sua enorme complexidade, este processo sempre foi alvo de diversos estudos.

Diversos estudos (Banbrook, M.; McLaughlin, S.; Mann, I., 1999) já constataram que neste sinal de voz existem algumas variações de frequência e amplitude que se comportam de forma caótica determinística

A perturbação em amplitude (*shimmer*) em um sinal vocal, por sua vez, normalmente está relacionada com a presença de rouquidão ou sopro (Andrade et. al., 2002). A perturbação em frequência (*jitter*) deve ter uma análise mais minuciosa antes de ser relacionada com algum tipo de patologia, pois sua presença pode acontecer simplesmente pela presença de muco nas cordas vocais (Baken, 1987).

Dentre as diversas possíveis técnicas de análise não linear, a reconstrução do sinal em um espaço de fase mostrou-se eficaz para na identificação visual de tais perturbações. O gráfico do espaço de fase é constituído por pontos onde a coordenada do eixo das abscissas representa um valor da amplitude de uma determinada amostra do sinal e a coordenada do eixo das ordenadas representa o valor da amplitude desta amostra defasada de um número p de amostras, ou seja, $(x(n), x(n-p))$.

O número p é determinado a partir da função de informação mútua do sinal, e, a partir dela, é levantado um gráfico mostrando o nível de correlação de duas amostras no sinal em relação ao seu nível de distância, ou seja, o número de amostras de defasagem entre elas. Diante do gráfico de informação mútua, toma-se o primeiro mínimo como o valor ótimo para o número de amostras p .

Diante do espaço de fase reconstruído, é possível identificar visualmente no espaço de fase a presença de perturbações, pois os fatores de variação de amplitude (*shimmer*) e frequência (*jitter*) do sinal ao longo do tempo provocam espalhamentos nas órbitas dos atratores. Porém, por ser uma identificação visual, um quantificador

para determinar o grau de intensidade da presença destes padrões se mostra uma ferramenta útil.

1.1 - Objetivo

Este trabalho tem como objetivo criar um quantificador para a dinâmica do sinal. A técnica utilizada, porém, não é o cálculo através de fórmulas, mas sim, a criação de um algoritmo que estime um valor através da visualização gráfica do sinal reconstruído no espaço de fase.

2 – O Sistema Vocal Humano

2.1 - Laringe

A laringe é um órgão envolvido nas funções de respiração, deglutição e fonação. Está situada na região cervical anterior, logo acima da traquéia. É constituída por um esqueleto cartilaginoso sustentado por ligamentos e membranas fibroelásticas, apresentando ainda musculatura intrínseca e extrínseca. A Figura 1 faz uma esquematização básica da laringe.

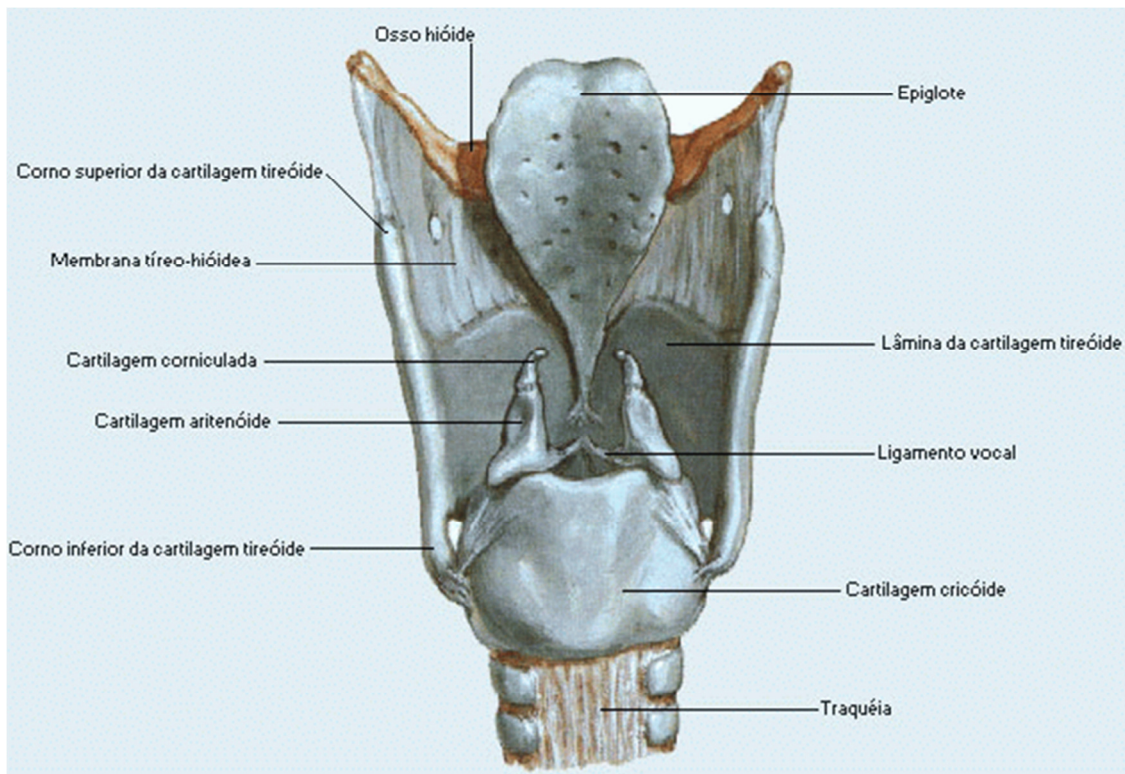


Figura 1 – Laringe (http://nutrifranca.vilabol.uol.com.br/srespiratorio.html&usg=__vmvoAWwGLP-lrg1UacWW1anwwMU=&h=430&w=50)

2.1.1 - Musculatura Intrínseca da Laringe

A musculatura intrínseca da laringe é constituída por músculos que têm origem e inserção na própria laringe e são responsáveis pela mobilidade das cordas vocais.

- **Músculo Cricotireóideo (CT):** É o principal tensor das cordas vocais. Sua contração acarreta no alongamento e estiramento das cordas vocais. Figura 2 - Cricotireóideo
- **Músculo Cricoaritenóideo Lateral (CAL):** Este músculo é um músculo adutor do processo vocal. Ele promove a rotação da cartilagem aritenóidea sobre a cartilagem cricóidea.
- **Músculo Cricoaritenóideo Posterior (CAP):** Este músculo é um abductor das pregas vocais. Sua contração promove a ação contrária do CAL.

- Músculo Interaritenóideo (IA): Este músculo participa na adução fechando a glote cartilaginosa, efeito não atingido pela contração isolada do TA e CAL.
- Músculo Tireoaritenóideo (TA): A contração deste músculo promove adução na porção membranosa da prega vocal aumentando a tensão em seu corpo.

2.1.2 - Músculos Extrínsecos

Os músculos extrínsecos têm como função principal manter e proporcionar estabilidade à laringe nas estruturas do pescoço e participam de forma indireta na formação, além de assegurarem os movimentos da laringe e ligarem-na aos órgãos vizinhos.

- Supra-hioideu: Ligam a laringe ao maxilar inferior.
- Suspensores inferiores: Ligam a laringe à parte superior do esterno.
- Suspensores superiores: Ligam a laringe à base do crânio
- Esterno–tiroideu: baixa a laringe e fixa o músculo tiro-hioideu.
- Tiro–hioideu: baixa o osso hióide, contribuindo para o abaixamento da mandíbula.

É notório, pela descrição anterior, que os músculos extrínsecos não têm intensa participação na formação da voz como os músculos intrínsecos, mas é importante mencioná-los pois são responsáveis por um mecanismo secundário de controle da frequência da voz (Le Huch, F. 1993).

2.2 - Pregas Vocais

A prega vocal é constituída por elementos que lhe conferem uma estrutura dupla: um corpo e uma cobertura (Hirano. 1989). O corpo é formado pelo músculo vocal, que pode ser considerado rígido no momento da fonação, tanto pela adução e tensão das pregas vocais (gerada pela contração dos músculos intrínsecos), como pela contração do próprio músculo vocal.

A cobertura é a mucosa da prega vocal, formada pelo epitélio e pela camada superficial da lâmina própria (espaço de Reinke). Como são frouxamente conectados ao ligamento e músculo vocal, apresentam grande mobilidade e elasticidade. A transição é formada pelas camadas intermediária e profunda da lâmina própria (ou ligamento vocal). Desta forma, embora o corpo seja uma estrutura rígida, há uma cobertura extremamente móvel, capaz de vibrar sob ação do fluxo aéreo expiratório. A Figura 2 ilustra o modelo de Hirano.

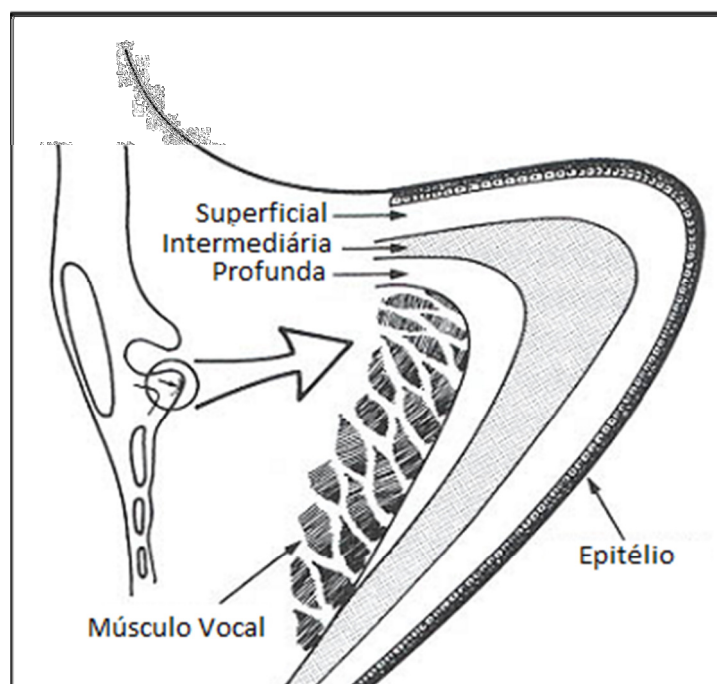


Figura 2 - Camadas das pregas vocais segundo o modelo de Hirano

As propriedades funcionais da lâmina própria decorrem principalmente de seus componentes extracelulares (matriz extracelular que consiste em fibras elásticas, colágenas, água, minerais, glicoproteínas e glicosaminoglicanas). As fibras elásticas conferem elasticidade a diversos tecidos e podem ser esticadas a até 5 vezes seu tamanho original. Na prega vocal humana estas fibras estão concentradas nas camadas intermediária e profunda (principalmente) da lâmina própria. Suas propriedades elásticas estão limitadas pela presença das fibras colágenas, que também desempenham um importante papel na fisiologia vocal. Estas fibras garantem resistência e ao mesmo tempo elasticidade ao ligamento vocal, permitindo esta estrutura suportar forças tensionais da musculatura intrínseca da laringe durante a fonação através do balanceamento das forças da própria lâmina (Hirano; Kakita, 1985)

(Hirano, 1996). A Figura 3 mostra uma imagem eletroestroboscópica de pregas vocais em fonação.



Figura 3 - Imagem eletroestroboscópica das pregas vocais
(http://www.rc.unesp.br/pef/2003_projetos/Pedro/fotos/normal.jpg)

O mecanismo responsável pela vibração das pregas vocais foi motivo de muita controvérsia até 1960, quando Van Den Berg apresentou a teoria mioelástica – aerodinâmica. De acordo com esta teoria, uma massa de ar subglótica sob pressão age sobre as cordas vocais aduzidas e tensas, até que a coluna de ar comprimido supere a resistência glótica, criando fluxo de ar de alta velocidade através das pregas vocais. A corrente de ar proveniente do pulmão é a fonte de energia para a voz (pressão subglótica). Para manter um corpo em vibração duas forças antagônicas devem agir alternadamente. Para vibração das pregas vocais estas são as forças de abertura, decorrente da pressão subglótica, e de fechamento, proveniente da elasticidade da prega vocal e do efeito Bernoulli.

Segundo Bernoulli, a velocidade do fluxo é alta em uma região de estreitamento (pregas vocais aduzidas), criando queda de pressão perpendicular à parede dessa região que “aspira” as pregas vocais, como se pode observar na Figura 4.

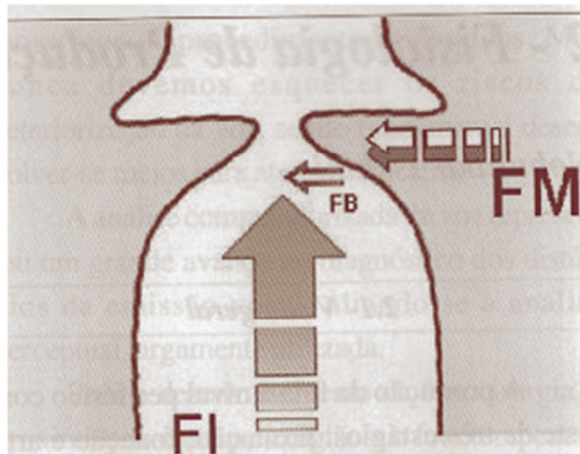


Figura 4 - FI: Pressão Subglótica/FB: Pressão de Bernoulli/FM: Força Mioelástica

2.3 - Modelo do Sistema Vocal

Embora os últimos dois elementos descritos anteriormente sejam os conceitos chave na formação de voz, o sistema, como um todo, apresenta outros elementos, podendo ser subdividido em sistema respiratório, sistema fonatório, sistema de ressonância, articuladores e sistema nervoso central e periférico como mostra a Figura 5.

FISIOLOGIA DA VOZ

Aparelho FONADOR – PRODUÇÃO DA VOZ

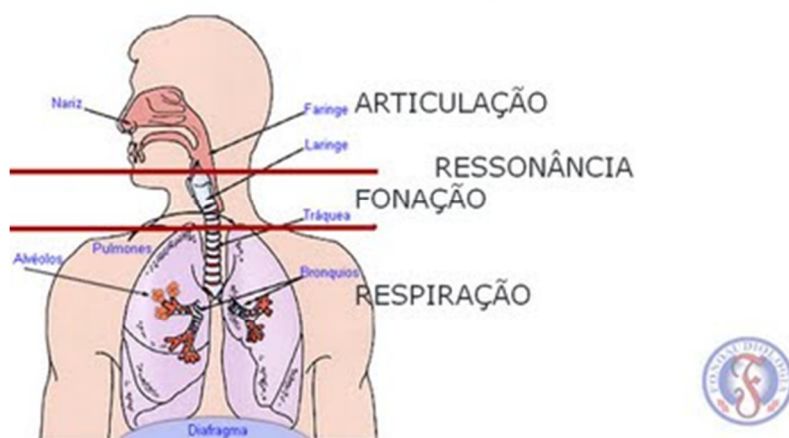


Figura 5 - Sistemas Vocais (<http://www.brasilfonoaudiologia.com.br/images/fonacion.jpg>)

- Sistema Respiratório: Tem por função o fornecimento de energia para os sistemas. O ar comprimido lançado na prega vocal provém dos pulmões e movimenta as pregas vocais devido ao efeito de Bernoulli descrito anteriormente.
- Sistema Articulatório: Consiste nos articuladores, ou seja, a língua, os lábios, a mandíbula, o palato e os dentes. É responsável pela produção dos diversos fonemas.
- Sistema de Ressonância: Responsável pela geração de ressonância no sinal vocal, além de servir como filtro. É constituído pelas cavidades oral e nasal.
- Sistema Fonatório: Função atribuída as pregas vocais
- Sistema Nervoso Central e Periférico: É formado pelo córtex, nervos e estruturas sub-corticais. Tem a função de coordenar a atuação simultânea dos sistemas.

3 – Análise do Sinal de Voz

3.1 – Presença do Caos Determinístico em Sinais de Voz

A vibração das pregas vocais produz um pulso de ar glotal quase periódico. Esta quase periodicidade, embora normal no funcionamento da laringe, está limitada a certos valores. A utilização de medidas de perturbação do período do sinal acústico pode discriminar casos patológicos dos normais.

Foram propostas na literatura diversas medidas para estas perturbações. A primeira foi o Fator de Perturbação de Frequência ou PFF (Lieberman, P., 1961), que consiste na diferença de tempo entre as durações dos períodos do sinal de voz de uma vogal sustentada. Além desta análise, destacam-se também o Quociente de Perturbação de Frequência (FPQ) e o Quociente de Perturbação de Período de Pitch (PPQ). A vibração das pregas vocais produz um pulso de ar glotal quase periódico, porém, esta periodicidade está limitada a certos valores. A utilização de medidas de perturbação do período do sinal acústico pode distinguir casos patológicos de casos normais (Dajer M. E., 2006).

Estas teorias podem ser sintetizadas basicamente na definição dos dois principais parâmetros de perturbação em sinais temporais: o *jitter* e o *shimmer*.

O *jitter* define-se pela variação da duração de cada período em um sinal, ou seja, variação de frequência. No estudo de sinais de voz, o *jitter* mostra-se relacionado com o aspecto de aspereza da voz (Andrade et. al., 2002). A Figura 6 ilustra a presença do *jitter* destacando a diferença temporal entre os ciclos.

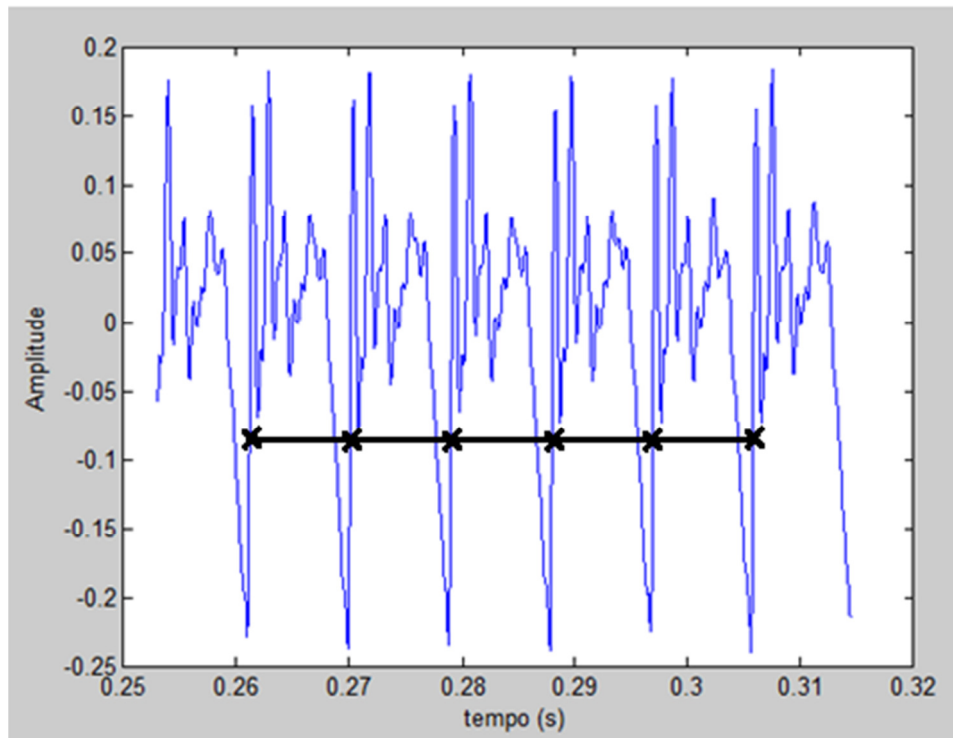


Figura 6 - Ilustração da presença de jitter

O *shimmer*, por sua vez, é definido como a variação do valor da amplitude de cada período do sinal. No estudo de sinais de voz, mostra-se relacionado com a presença de rouquidão ou soprosidade em sinais vocais voz (Andrade et. al.,2002). A Figura 7 ilustra a presença do *shimmer* destacando a variação de amplitude em cada ciclo.

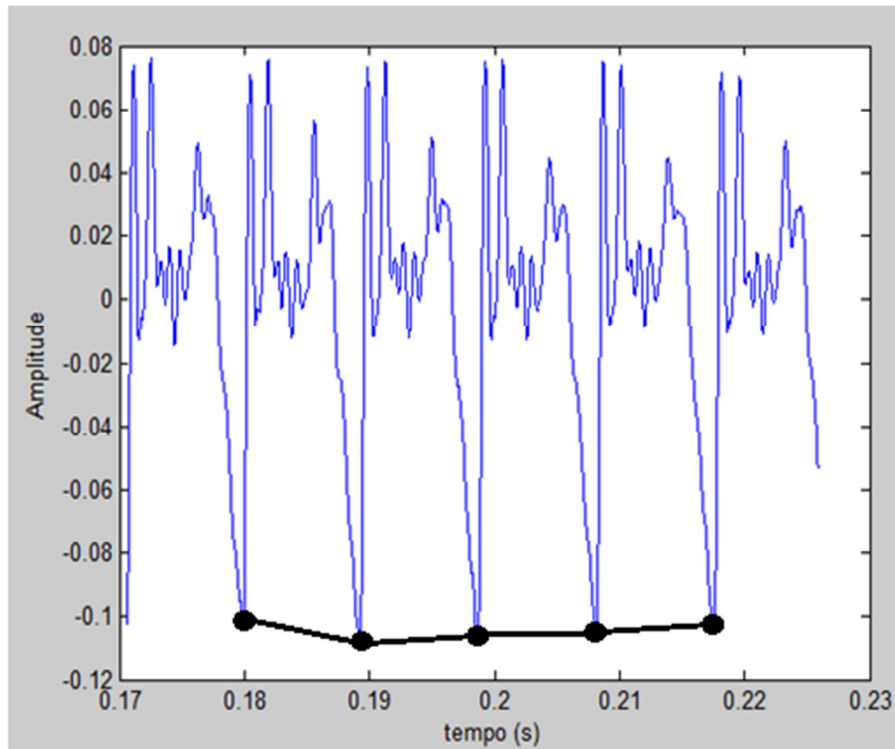


Figura 7 - Ilustração da presença de shimmer

3.2 – Análise Linear – A Transformada Rápida de Fourier

Uma técnica clássica na análise de sinais é a transformada rápida de *Fourie* ou FFT (do inglês, *Fast Fourier Transformer*). Sinais periódicos ou quase periódicos apresentam frequências dominantes, as quais se revelam na forma de picos bem definidos no espectro de potência gerado pela FFT. A Figura 8 mostra, para as Equações 1, 2 e 3, suas respectivas FFTs:

$$\ddot{x} + (x^2 - 1)\dot{x} + x = 0$$

Equação 1

$$\ddot{x} + (x^2 - 1)\dot{x} + x = 0,5 \cos(1,1t)$$

Equação 2

$$\ddot{x} + 0,25\dot{x} + x^3 + x = 0,3 \cos(t)$$

Equação 3

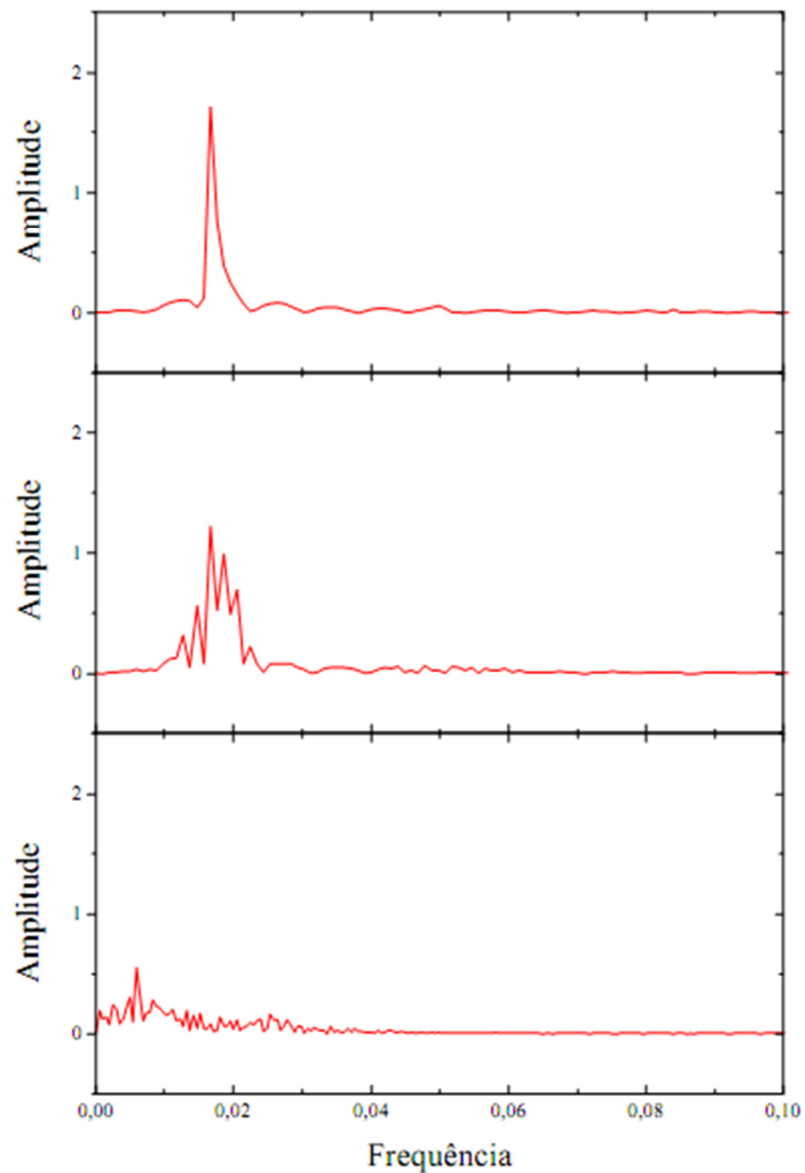


Figura 8 – FFTs das Equações 1, 2 e 3 respectivamente
http://www.ifi.unicamp.br/~kleinke/f082/caos_deterministico.pdf

Esta técnica pode identificar a componente fundamental de um sinal, conseguindo, assim, distinguir os ruídos. Porém, em um sinal de voz, a frequência fundamental sofre uma pequena variação ao longo do tempo devido a anatomia da prega vocal, o que faz a FFT se tornar imprecisa na análise de sinais vocais.

3.3 – Análise Não Linear

3.3.1 – Teoria do Caos

Até a década de 50, os sistemas dinâmicos eram classificados em três categorias, segundo o padrão de variação no tempo das grandezas que caracterizam os seus estados: estáveis, convergindo para um valor fixo; periódicos, estabelecendo-se em oscilações periódicas e imprevisíveis, caracterizado por flutuações irregulares.

Sistemas imprevisíveis eram também denominados randômicos ou ruidosos. Porém, em 1963, Edward Lorenz fez uma descoberta que surpreendeu o mundo, enquanto estudava um modelo de previsão do tempo (Lorenz., E., 1963). Seu modelo seguiu um curso que não se enquadrava como randômico, periódico, ou convergente, exibindo um comportamento bastante complexo, embora fosse definido apenas por poucas e simples equações diferenciais. A dinâmica gerada pelo modelo exibiu uma característica não usual: dois pontos localizados a uma distância ínfima seguiam rotas temporais bastante divergentes. Esta observação levou Lorenz a concluir que a previsão do tempo em um intervalo de tempo longo não seria possível. Sistemas como o de Lorenz são denominados “caótico determinísticos” ou simplesmente “caóticos”; ou seja, embora apresentem um comportamento aperiódico e imprevisível, a sua dinâmica é governada por equações diferenciais determinísticas simples.

A divergência de rotas próximas observada por Lorenz é uma das características principais de sistemas complexos que exibem resposta caótica. Este efeito é denominado sensibilidade crítica às condições iniciais. Uma analogia a este efeito é o chamado efeito borboleta, que diz que pequenas flutuações no ar, causadas pelas das asas de uma borboleta, podem gerar consequências inimagináveis (G.,Jaimes, 1987).

A sensibilidade crítica às condições iniciais é a característica fundamental que diferencia os sistemas complexos caóticos determinísticos dos sistemas que apresentam respostas randômicas ou estocásticas. Para estes sistemas (randômicos ou estocásticos), a mesma condição inicial pode conduzi-los a estados bastante distintos em pequenos intervalos de tempo, o que não ocorre nos sistemas caóticos determinísticos (Bricmont, J., 1996).

Atualmente, o caos é utilizado como uma ferramenta de observação de fenômenos previamente mal compreendidos do ponto de vista determinístico, tais

como fenômenos epidemiológicos, turbulência em fluidos, fluxo de calor, ritmos biológicos e movimentos populacionais, sociais e econômicos (G.,Jaimes, 1987). Historicamente, o estudo da química tem enfatizado o estudo de fenômenos não-lineares complexos por aproximações lineares simples. Whitesides e Ismagliov (1999) falaram do crescente interesse no estudo de processos químicos complexos, e da importância do entendimento dos mesmos no estudo dos sistemas vivos.

Na análise de um sistema temporal discreto, procura-se, normalmente, encontrar equações que descrevam por completo sua dinâmica. Se este sistema for caótico, deseja-se determinar se é caótico determinístico ou randômico. No caso de um sistema caótico determinístico, espera-se poder descrever a sua dinâmica por meio de um conjunto finito de equações diferenciais. Sendo o sistema randômico, este não seria descrito por um conjunto de equações diferenciais (devido ao seu elevado grau de liberdade), mas sim por funções de probabilidade.

3.3.2 - Atratores e Espaço de Fase

Define-se por espaço de fases um sistema de coordenadas associado às variáveis independentes que descrevem a dinâmica deste sistema. Por exemplo, o espaço de fases de um pêndulo simples é definido por suas coordenadas de posição e velocidade. O atrator é a representação da dinâmica de um sistema no espaço de fases. Sistemas que apresentam comportamento estável, periódico ou caótico possuem atratores característicos. Um sistema estável é representado por um ponto atrator no espaço de fases; enquanto um sistema periódico apresenta uma órbita fechada e, portanto, possui um atrator chamado de atrator periódico.

No caso de sistemas caóticos, as órbitas do atrator nunca repetem o mesmo caminho, contudo, ficam confinadas (atraídas) a uma região limitada do espaço de fase. Atratores de sistemas caóticos são denominados atratores estranhos (Ruelle, D.;Takens, F., 1971). Através de atratores estranhos, pode-se fazer uma distinção entre aleatoriedade e o caos. O comportamento caótico é determinista e padronizado e os atratores estranhos nos permitem transformar os dados aparentemente aleatórios em formas visíveis distintas. As Figuras 9,10 e 11 ilustram o comportamento do atratores para estes 3 tipos de sistemas.

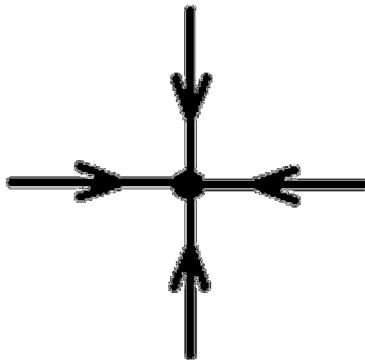


Figura 9 - Exemplo de ponto atrator

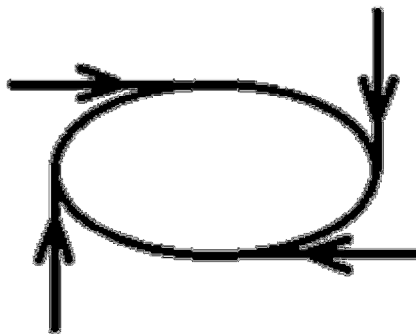


Figura 10 - Exemplo de atrator periódico

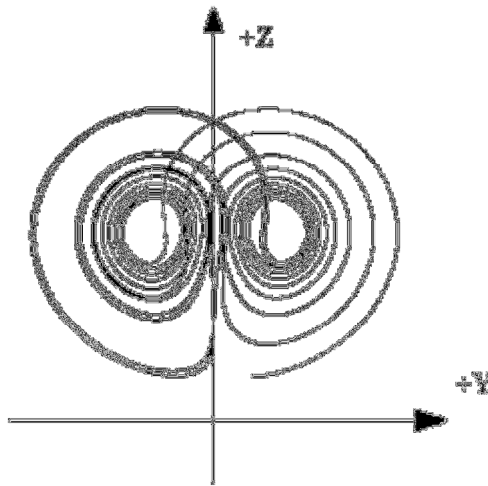


Figura 11 - Exemplo de atrator estranho (<http://www.didyf.unizar.es/info/jlsubias/lorenz2.gif>)

3.3.3 – Métodos de Análise Não Linear

3.3.3.1 – Dimensão de Correlação

De acordo com Grassberger e Procaccia (1983), a dimensão de correlação, D_c , é uma medida da densidade (ou dispersão) do atrator dentro de um espaço de fases. No caso de atratores reconstruídos, o número de variáveis independentes não é conhecido. Assim, para reconstruir o atrator, é necessário arbitrar-se a dimensão do espaço de fases, dimensão esta conhecida como dimensão de imersão D_i .

Nos sistemas randômicos, D_c cresce indefinidamente com o aumento de D_i ; por outro lado, D_c atinge um valor constante quando o sistema for caótico. Em outras palavras, pode-se dizer que, para sistemas randômicos, a densidade do atrator varia sempre que D_i aumentar. Se o sistema for caótico, haverá uma dimensão do espaço de fases a partir da qual a densidade do atrator se tornará constante (e assim D_c). A dimensão de correlação fornece uma estimativa do número de equações diferenciais necessárias para descrever a dinâmica global do sistema (Scudiero, Langford, Dickinson, 1995). A equação da dimensão de correlação é dada por:

$$D_c = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon}$$

Equação 4

onde ε é o raio de uma esfera imaginária centrada em pontos do atrator e $C(\varepsilon)$ representa a soma de correlação definida por:

$$C(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \theta \left[\varepsilon - \left| \vec{x}_i - \vec{x}_j \right| \right]$$

Equação 5

onde N é o numero de pontos analisados no atrator e $\theta(x)$ a função degrá unitário.

O algoritmo de Grassberger-Procaccia baseia-se no cálculo de D_c para sucessivos valores de dimensão de imersão ($D_i=2, 3, 4, \dots$), sendo que, para cada uma destas dimensões, obtém-se um valor da dimensão de correlação. Dimensões de imersão baixas (em referência à dimensão adequada de reconstrução) farão com que a dimensão de correlação seja aproximadamente igual, isto é, $D_c \sim D_i$. Dimensões de imersão suficientemente elevadas farão com que D_c convirja para um valor que se mantém (aproximadamente) fixo. Sugere-se que, para confirmar a convergência de D_c , deve-se proceder ao seu cálculo até dimensões de imersão da ordem $2D_c + 1$ (Ferrara, N.; Prado, C.; 1994). Porém, quando o procedimento acima é aplicado em um sistema com elevado grau de ruído ou um sistema randômico, a convergência de D_c não é observada com o incremento de D_i .

Em resumo, este método se mostra eficaz na distinção de caos e ruído branco, visto que, no primeiro, D_c converge para um valor finito de D_i , enquanto, no segundo, a convergência não ocorre.

3.3.3.2 – Expoente de Lyapunov

O expoente de Lyapunov, é um parâmetro de caracterização dinâmica de atratores. Ele mede a taxa de divergência de órbitas vizinhas (e consecutivas) dentro do atrator e, assim, quantifica a dependência, ou sensibilidade do sistema às condições iniciais. Analogamente, pode-se dizer que o expoente de Lyapunov fornece uma indicação de quão rápido perde-se informação movendo-se ao longo do atrator. Nos sistemas caóticos, associados a um atrator estranho, a dependência das condições iniciais implica na existência de pelo menos um expoente de Lyapunov positivo.

Em séries temporais experimentais, o ponto de partida para o cálculo dos expoentes é o atrator reconstruído, em uma dimensão de imersão adequada (Ferrara, N.; Prado, C.; 1994). Uma vez reconstruído o atrator, define-se uma trajetória fiducial a partir da seqüência de vetores reconstruídos. A seguir, deve-se analisar o que ocorre com pontos vizinhos desta trajetória. Com as informações sobre as taxas de divergência destes ponto, podem ser obtidos, então, os expoentes de Lyapunov.

Existem vários métodos para o cálculo dos expoentes, os quais diferem na maneira de analisar a dinâmica ao longo da trajetória fiducial. O método utilizado aqui para esta explicação será método de Wolf (Wolf; Swift; Swinney; Vastano; 1985).

O método baseia-se no acompanhamento das distâncias entre pontos convenientemente selecionados e a trajetória fiducial. Seja essa trajetória descrita pela seqüência de pontos $y(t_0), y(t_1), y(t_2)...$ Seja $Z_0(t_0)$ o vizinho mais próximo de $y(t_0)$ no atrator reconstruído, e L_0 a distância entre $y(t_0)$ e $Z_0(t_0)$; isto é,

$$L_0 = |y(t_0) - Z_0(t_0)|$$

Equação 6

Definindo-se uma hipersfera de raio ε centrada em $y(t_0)$, de modo que $Z_0(t_0)$ esteja contido nesta hipersfera, ou seja,

$$L_0 = |y(t_0) - Z_0(t_0)| < \varepsilon$$

Equação 7

acompanha-se então a evolução temporal de $y(t_0)$ e $Z_0(t_0)$ até que num instante t_1 a distância entre esses pontos, L'_0 , exceda ε . Nesse momento substitui-se Z_0 por um novo vizinho, mais próximo de $y(t_1)$, que esteja na direção do segmento L'_0 e tal que

$$L_1 = |y(t_1) - Z_1(t_1)| < \varepsilon$$

Equação 8

O processo prossegue até que todos os pontos $y(t_i)$ tenham sido percorridos. O maior expoente de Lyapunov positivo é obtido como a média de $\log_2(L'_i/L_i)$ ao longo da trajetória fiducial, isto é,

$$\lambda_1 = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^{M-1} \log_2 \frac{L'_i}{L_i}$$

Equação 9

onde M é o número total de vezes que se escolheu um novo vizinho próximo à trajetória fiducial. Este procedimento é representado na Figura 12.

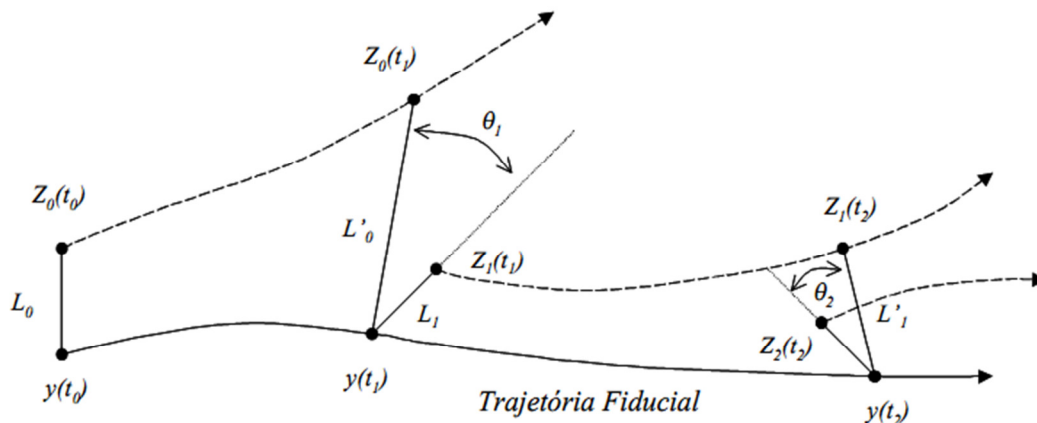


Figura 12 - Esquematização do processo de cálculo do expoente de Lyapunov
http://www.ifi.unicamp.br/~kleinke/f082/caos_deterministico.pdf

Em experimentos práticos, onde o número de pontos da série temporal é finito e a presença de ruídos é usual, torna-se impraticável a seleção de um ponto vizinho situado na direção do segmento L'_{i-1} . O critério adotado neste caso é a seleção de um ponto que esteja contido em um cone de altura ε , com um ângulo de abertura $\theta = 9$ e cujo eixo de simetria coincida com o segmento L'_{i-1} . Se nenhum ponto for encontrado, aumenta-se o ângulo θ . Em último caso, o vizinho mais próximo é escolhido, independentemente dos valores de θ e ε . A Figura 13 ilustra este tipo de seleção.

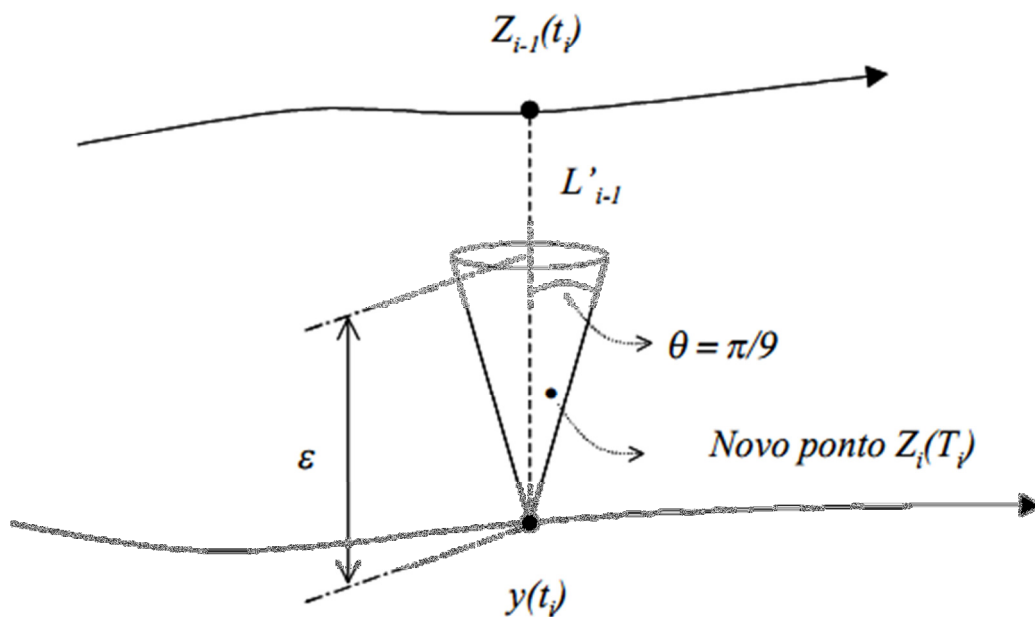


Figura 13 - Seleção do ponto através do cone
(http://www.ifi.unicamp.br/~kleinke/f082/caos_deterministico.pdf)

O maior expoente de Lyapunov (λ_1), calculado a partir do método descrito, também é chamado de expoente máximo de Lyapunov. Este elemento se mostra eficiente na caracterização do comportamento de sistemas, pois seu valor pode indicar estabilidade, instabilidade, periodicidade, ou, até mesmo, caoticidade (Wolf).

Para um valor negativo de λ_1 , ou seja, para $\lambda_1 < 0$, o sistema em análise caracteriza-se como um sistema dissipativo e, portanto, um sistema instável. No caso de $\lambda_1 = -\infty$, o sistema apresenta um comportamento de super estabilidade, ou ainda podendo ser dito como um ponto super estável. Um sistema que apresenta $\lambda_1 = 0$, por sua vez, é caracterizado como um sistema periódico.

Se o valor calculado de λ_1 é maior do que zero, tem-se então que o sistema é caótico, pois os pontos vizinhos divergirão de forma arbitrária tanto em sistemas discretos como em contínuos.

3.3.3.3 – Reconstrução do Espaço de Fase

Como já fora descrito anteriormente, o espaço de fase é um sistema de coordenadas de variáveis independentes que descrevem a dinâmica do sistema não linear. Para a reconstrução de um espaço de fase para um sistema caótico composto por uma série temporal (no caso, o sinal de voz humana), é recomendável o uso da técnica do tempo de atraso (Packard; Crutchfield; Farmer; Shaw, 1980). O método é baseado na obtenção de vetores atrasados da série temporal original, de modo que o espaço de fases passe a ser definido pelo conjunto de vetores dado por

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

Equação 10

onde $x(t_i)$ é a série temporal registrada, p é o tempo de atraso e m é a dimensão de imersão do espaço de fases. Os atratores obtidos desta maneira são chamados atratores reconstruídos. A qualidade do atrator reconstruído é bastante sensível ao valor escolhido para o tempo de atraso. Por qualidade do atrator, entende-se quão bem definidas são as trajetórias que constituem a dinâmica do atrator. Na prática, atratores gerados com p pequeno são fechados e mal definidos, valores elevados de p geram atratores dispersos, ao que passo valores adequados de p geram atratores abertos e com dinâmica bem definida. Estas situações estão ilustradas no exemplo da Figura 14.

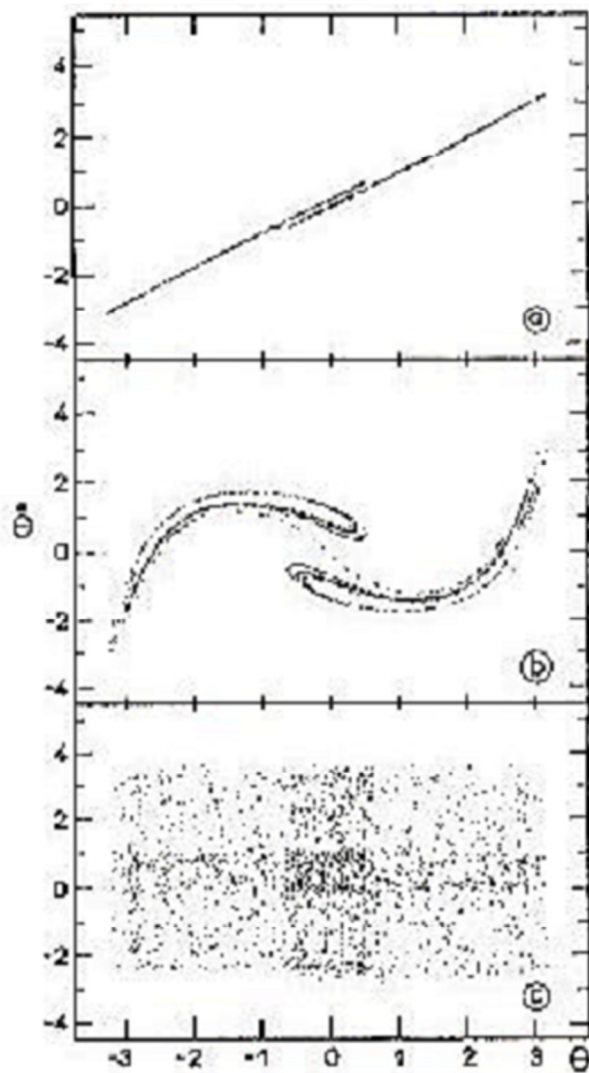


Figura 14 – Espaços de fase para sinais com valor pequeno de p , valor correto de p e valor grande de p respectivamente (http://www.ifi.unicamp.br/~kleinke/f082/caos_deterministico.pdf)

Existem vários métodos para a seleção do tempo de atraso, porém, há dois métodos que são os mais difundidos: O uso da função de autocorrelação (Ferrara, N.; Prado, C.; 1994)., e o uso da função de informação mutual (Frase, A.; Swinney, H.; 1986).

3.3.3.3.1 – Função de Autocorrelação

Em processamento de sinais, existe um termo chamado correlação cruzada de sinais, que, em resumo, é uma medida para a similaridade entre dois sinais podendo serem estes contínuos ou discretos (amostrados). Esta técnica possui diversas

utilidades no processamento de sinais e no reconhecimento de padrões como em análises criptográficas e neurofisiológicas.

Para sinais contínuos, a função de correlação cruzada para dois sinais f e g será:

$$(f \star g)(t) \stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} f^*(\tau) g(t + \tau) d\tau,$$

Equação 11

Para sinais discretos, a função será:

$$(f \star g)[n] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{m=-\infty}^{\infty} f^*[m] g[n + m].$$

Equação 12

onde f^* representa o conjugado de f .

Esta fórmula, basicamente, desliza a função g ao longo do eixo das abscissas (no caso da função contínua, o eixo representado pelo tempo t , e no caso da função discreta, o eixo representado pela amostra n) calculando a integral do produto das duas funções para todos os valores de atraso (pois a integral vai do infinito negativo ao infinito positivo).

A autocorrelação de um sinal por sua vez, representa a correlação cruzada de um sinal com si próprio. Desta forma, é possível analisar a similaridade de uma função com ela própria no futuro e no passado, o que faz o cálculo da autocorrelação de um sinal se tornar uma ferramenta interessante na separação de ruído da frequência fundamental e suas harmônicas, como também para encontrar elementos determinísticos em sinais caóticos.

Para os sinais amostrados a técnica também é válida, porém, ao invés do atraso temporal, ele é medido em amostras. A determinação do valor de atraso de amostras será o primeiro valor que faz com que a função de autocorrelação seja igual a zero (Ferrara, N.; Prado, C.; 1994).

3.3.3.3.2 – Informação Mutual

Na estimativa do valor k ideal, foi proposto por Fraser e Swinney (1986) que se utilize o Método de Informação Mutual. Este método dita que o valor ótimo para o tempo de atraso seria o primeiro valor mínimo na curva de informação mutual por número de amostras de atraso (para sinais amostrados), pois, assim, as variáveis defasadas serão o mais independente possível.

A função de informação mutal indica em que grau parte de uma série temporal contém informação, ou relembra outras partes da mesma série temporal (Horgan, J.; 1995). Ela mede a dependência geral de duas variáveis, e fornece uma estimativa melhor para a escolha do tempo de atraso que o primeiro zero da função de autocorrelação, onde é considerada apenas a dependência linear.

É possível se levantar um gráfico do valor da informação mutual por tempo de atraso (em sinais contínuos) ou por amostras de atraso (em sinais discretos ou amostrados). A partir de uma análise do gráfico é possível escolher o primeiro mínimo manualmente. As Figuras 15 e 16 mostram a curva de informação mutual para algumas funções.

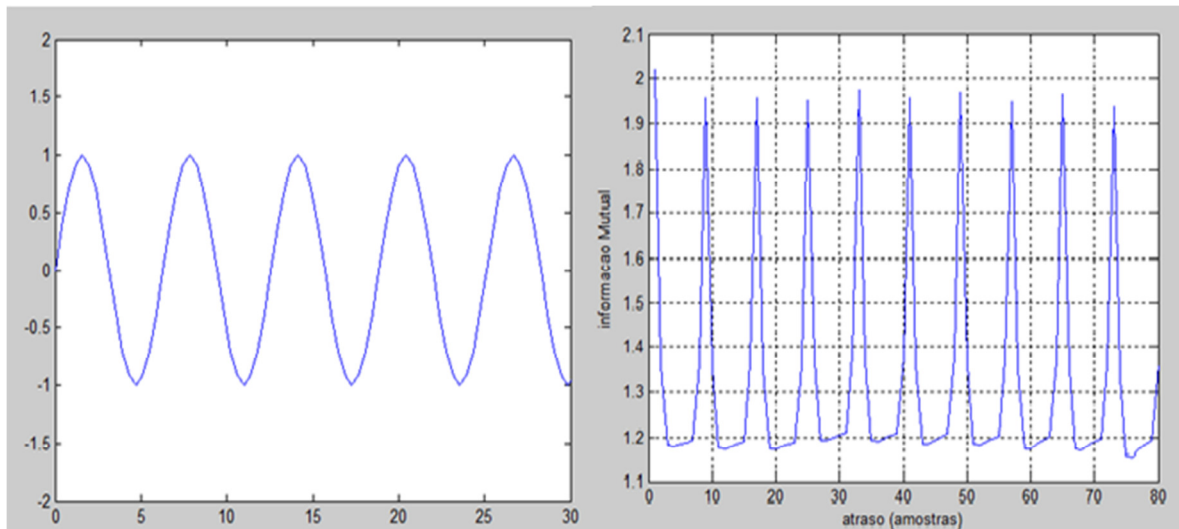


Figura 15 – Senóide pura e sua curva de informação mutual

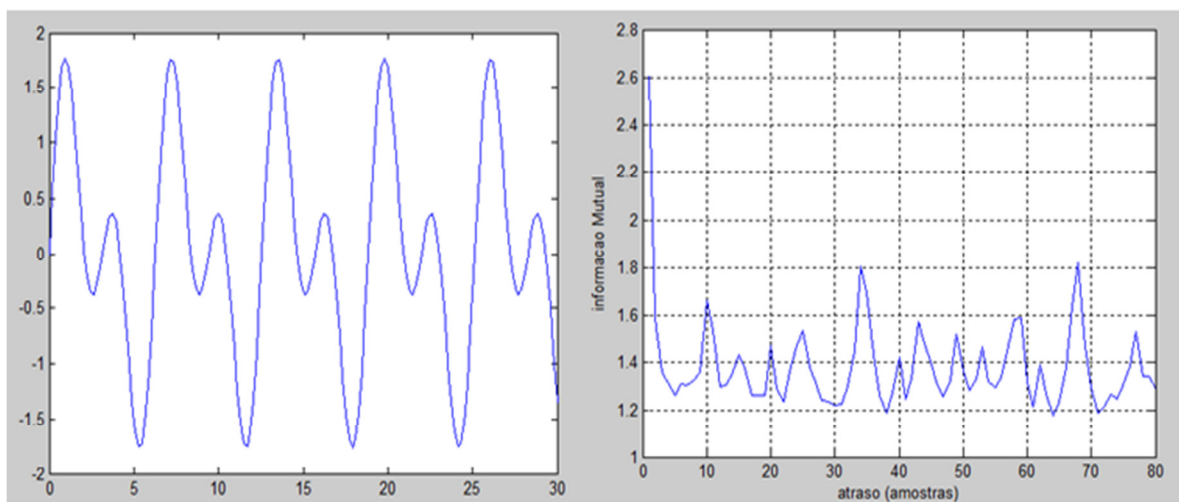


Figura 16 – Senóide com um harmônico e sua curva de informação mutual

3.3.3.3.3 – Análise do Sinal no Espaço de Fase

Na reconstrução do espaço de fases, o eixo das abscissas consiste nas amostras $x(n)$, enquanto o eixo das ordenadas consiste nas amostras $x(n-p)$, onde p é o número de amostras de atraso determinada pela escolha do primeiro mínimo na função de informação mutual. As Figuras 17 e 18 mostram os espaços de fase das funções utilizadas nas Figuras 15 e 16 respectivamente.

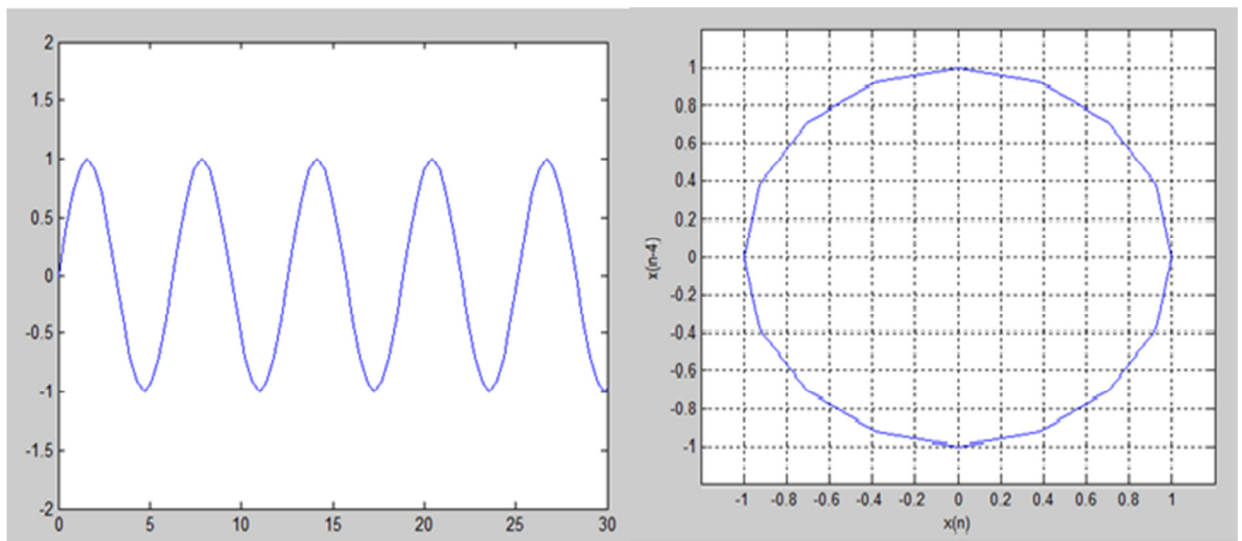


Figura 17 – Espaço de fase de uma senóide pura

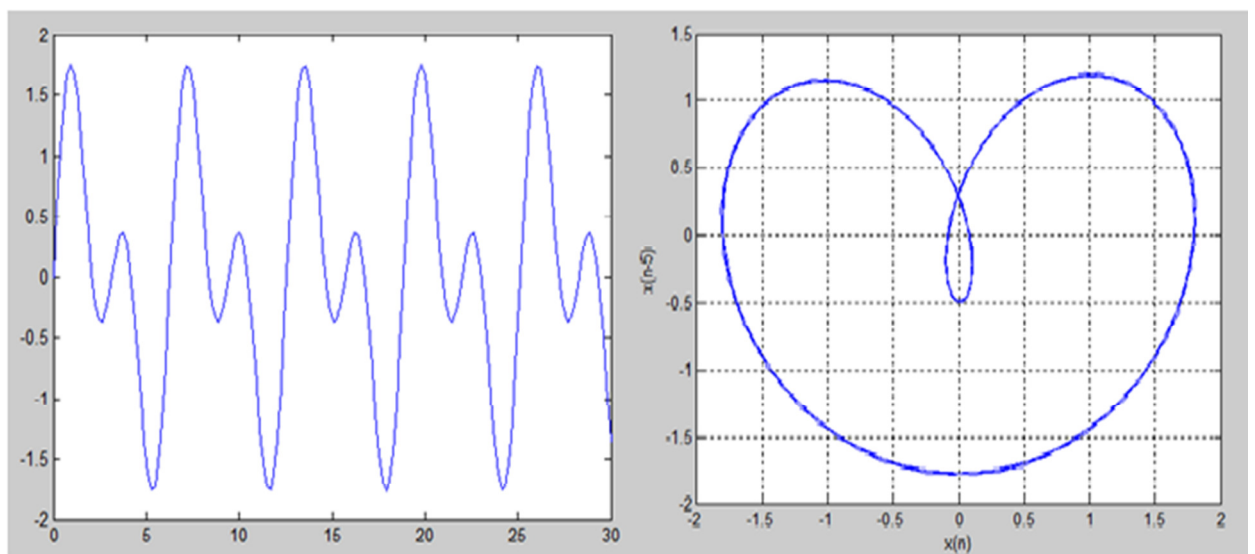


Figura 18 – Espaço de fase de uma senóide com um harmônico

4 - O Experimento

4.1 – Materiais

Foi utilizado um banco de sinais de vozes humanas contendo 20 sinais de voz de indivíduos na faixa etária de 19 a 39 anos. Os sinais consistem na pronúncia

sustentada da vogal 'a' do português brasileiro e foram gravados com taxa de amostragem de 22.050Hz no formato WAV com 16 bits.

A gravação foi realizada com o indivíduo em posição sentada, com tronco reto, costas encostadas no respaldar da cadeira, braços e mãos relaxadas sobre as pernas; o microfone “de cabeça” é ajustado à cabeça do sujeito e colocado cuidadosamente a uma distância de 5 cm da boca a uma inclinação de 45°.

O microcomputador utilizado trata-se de um processador AMD Turion™ X2 Dual-Core Mobile RM-70 2.00GHz 64-bit com memória 3,0 GB RAM 800Mhz DDR2 com o sistema operacional Windows 7 Professional 64-bit.

Um pacote de auxílio para o cálculo da informação mútua de sinais também foi necessário, sendo utilizado o TISEAN 3.0.1 (disponível para download em http://www.mpipks-dresden.mpg.de/~tisean/Tisean_3.0.1/index.html).

4.2 – Métodos

O experimento realizado baseia-se na reconstrução de espaços de fases para sinais de voz para análise de possíveis patologias. Neste trabalho, adicionou-se, em um algoritmo já existente, um quantificador para a dinâmica destes sinais. A idéia de se tentar quantificar a dinâmica visível no espaço de fase se mostra interessante, pois as perturbações do sinal podem, muitas vezes, estarem relacionadas com patologias vocais, tais como sopro e rouquidão.

Para a realização, implementou-se um algoritmo, que, diante de uma entrada de um sinal de voz em formato .WAV, retorna ao usuário sinal de voz plotado em função do tempo. A partir deste gráfico, o usuário escolhe qual parte do sinal será analisada. Para este trabalho, em todos os sinais analisados foi selecionado um trecho de dez ciclos, para que a medição final seja em uma mesma escala para todos os sinais.

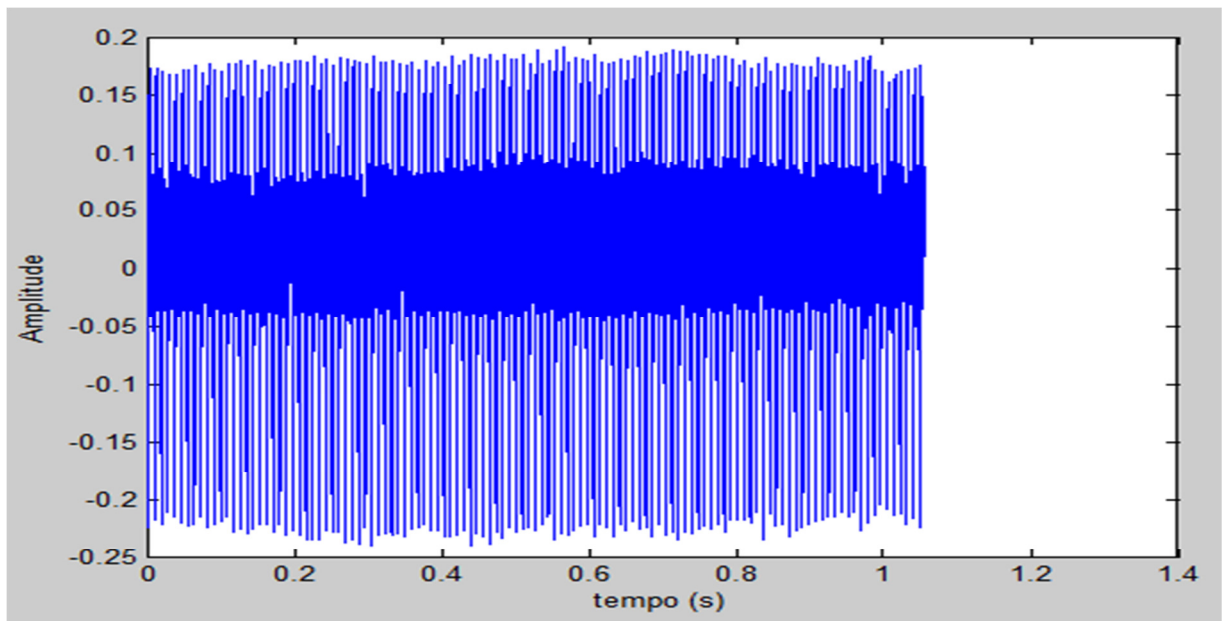


Figura 19 - Exemplo de sinal de voz da vogal /a/ sustentada, analisado no tempo

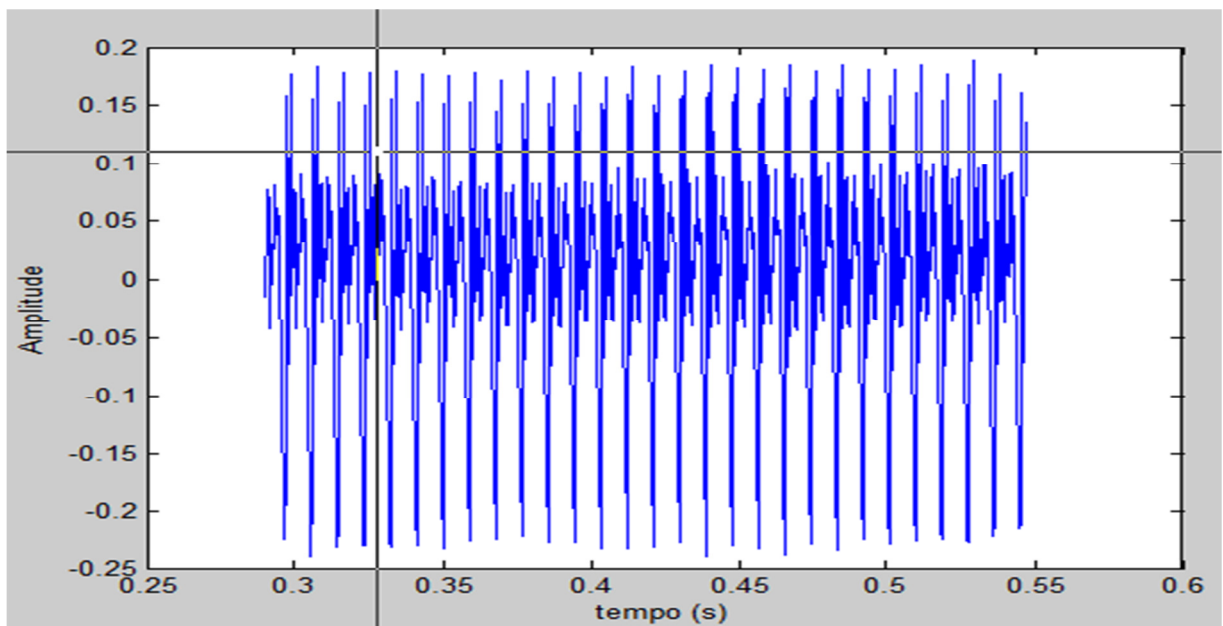


Figura 20 - Sinal de voz anterior já com um pouco de aproximação com a presença do cursor para seleção

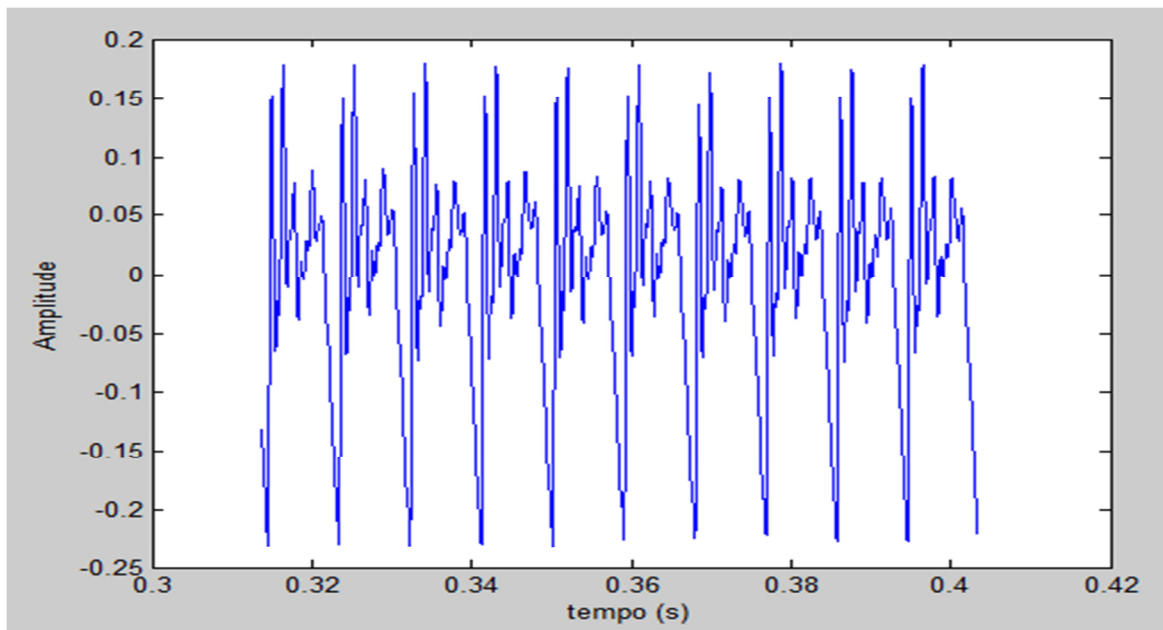


Figura 21 - Sinal de voz com trecho de 10 ciclos selecionado para análise.

Escolhido o trecho, é feito o cálculo da informação mútua. Através do vetor que contém as amostras do sinal escolhido por passo de tempo, é possível calcular a informação mútua deste sinal. Para isto, utilizou-se o pacote TISEAN 3.1. Este pacote consiste em um algoritmo feito em linguagem C que, tendo como entrada o vetor de amostras do sinal, retorna como saída um vetor que descreve a informação mútua para cada valor de defasagem de amostras.

Na sequência, plota-se o gráfico deste vetor e deve-se determinar o primeiro mínimo da informação, sendo este valor a quantidade de amostras de atraso usada para a criação do eixo das ordenadas do espaço de fase. Este mínimo não é calculado automaticamente pelo programa, mas sim, definido manualmente pelo usuário. Assim que o gráfico é exibido na tela o usuário deve, com dois cliques de mouse, determinar a região em que está o valor mínimo. O primeiro clique deve ser em um ponto próximo, porém anterior ao ponto mínimo, enquanto segundo clique deve ser em um ponto próximo, porém posterior. O algoritmo calcula então o valor mínimo entre estes dois pontos eliminando, assim, a imprecisão provocada pela escolha manual.

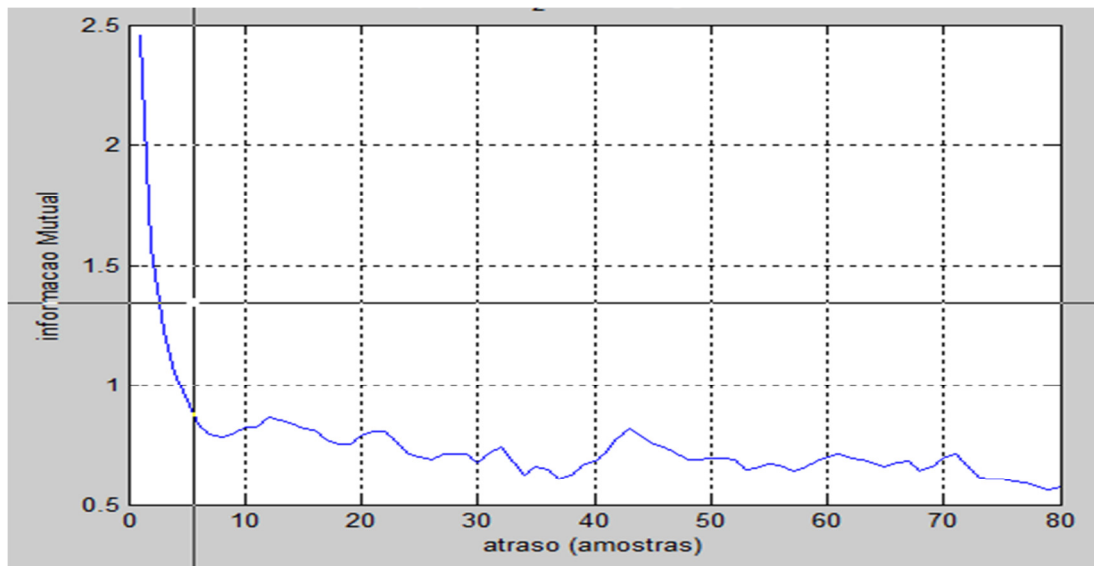


Figura 22 - Gráfico da informação mútua em relação ao atraso de amostras com o cursor de seleção do primeiro mínimo.

De posse do valor de amostras necessário para o primeiro mínimo de informação mútua, plota-se então o espaço de fase do sinal.

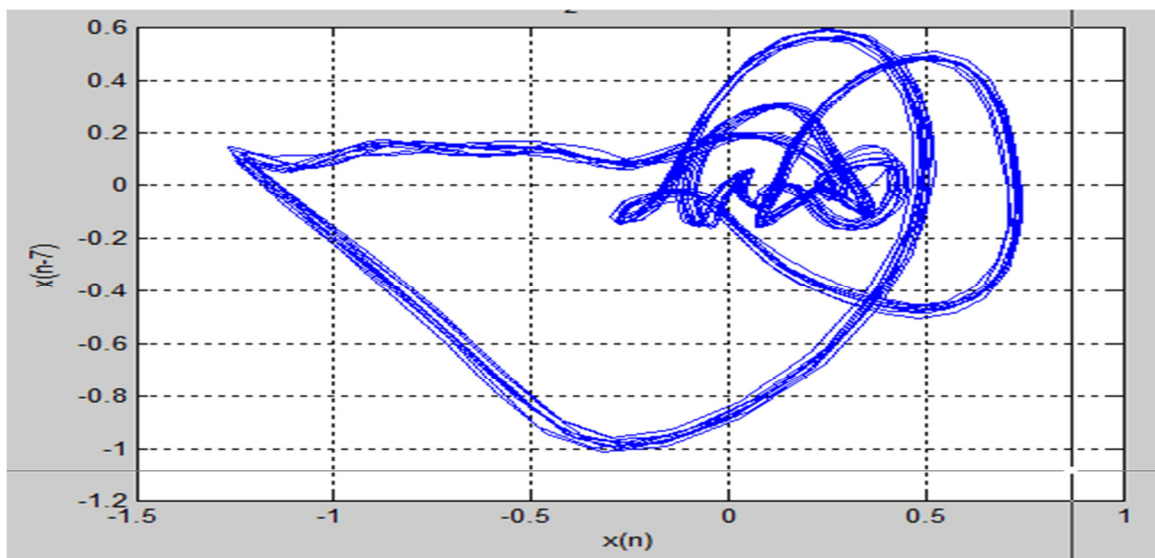


Figura 23 - Espaço de fase do sinal de voz

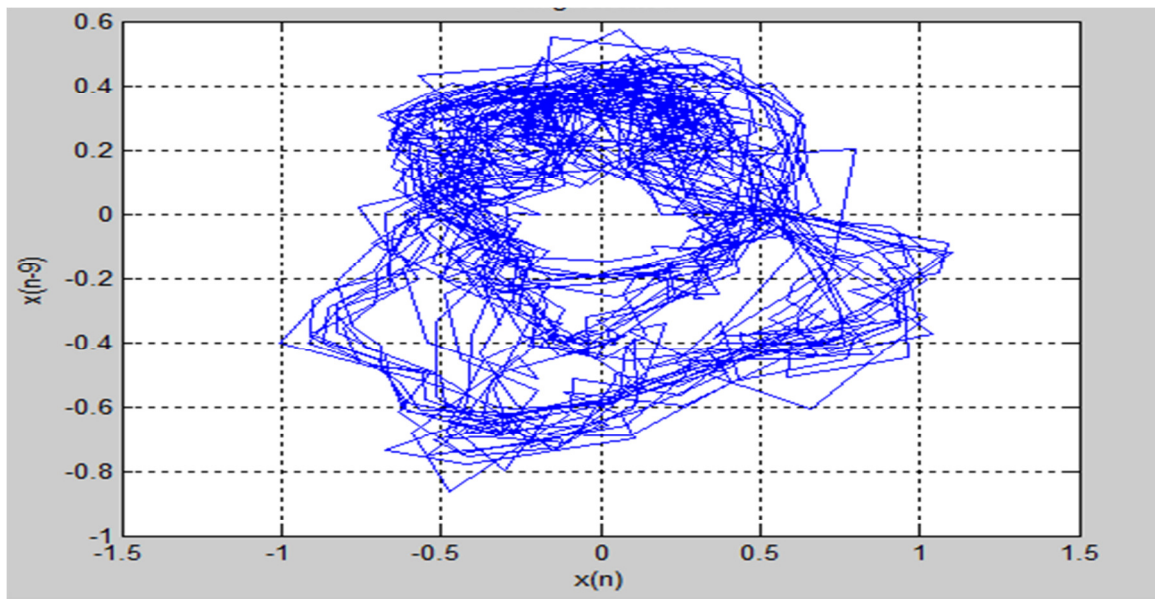


Figura 24 - Sinal com grande quantidade de perturbação

No plano do espaço de fase, o usuário deve, manualmente, selecionar pares de pontos para a quantificação da perturbação. Para tal, deve-se selecionar um ponto do lado exterior da fronteira da órbita e o outro lado interior, de maneira perpendicular à órbita. A figura 25 ilustra o método, sendo, cada círculo, um ponto de seleção, resultando em quatro pares de pontos. Os dois pontos que constituem o par são, na figura, os círculos próximos cuja reta formada por eles cruza perpendicularmente a órbita.

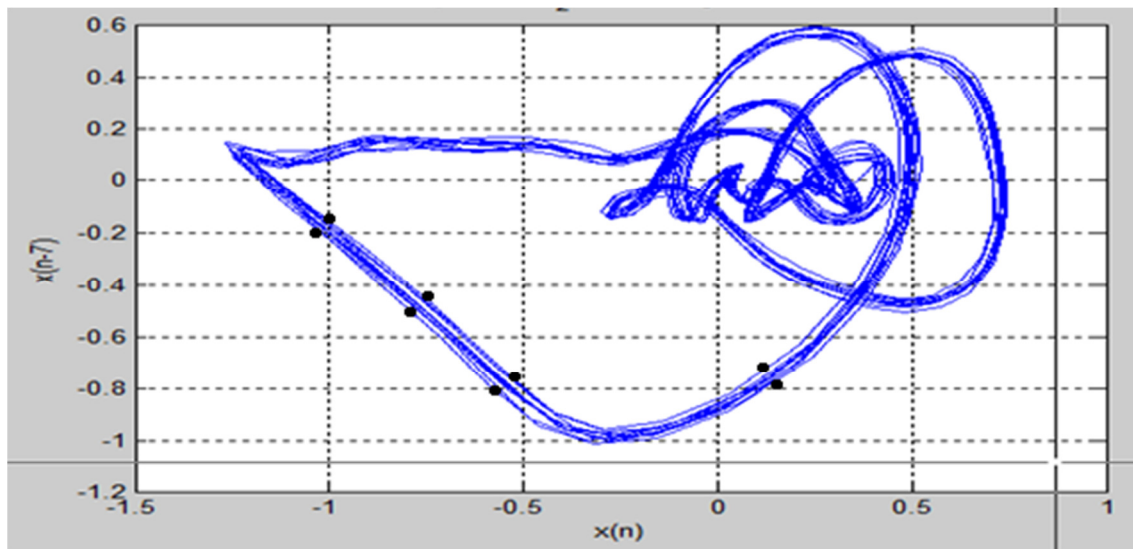


Figura 25 – Método de coleta dos pares de pontos

Os valores dos dois pontos obtidos de cada par são armazenados em um vetor e o usuário pode, então, selecionar o próximo par. O número de pares de pontos de que deve ser adicionado fica a critério do usuário, porém, nos testes que serão descritos adiante, foram selecionados trinta pares para cada sinal de forma aleatória. O usuário tem a opção de aplicar zoom no gráfico de modo que possa aumentar a precisão do par de pontos. Terminada a coleta, o programa calcula a distância entre os pontos do par e faz uma média das distâncias encontradas chegando a um valor final. Este número encontrado será proporcional varia de 0 (sinais periódicos puros) até 1 (sinais totalmente aleatórios) a quantidade de perturbação presente.

As Figuras 30 e 31 consistem nas reconstruções em espaço de fases de sinais artificiais com perturbação pura em amplitude. A Figura 30 apresenta um sinal modulado em amplitude com um índice de modulação pequeno (o que acarreta em pouca variação de amplitude) e a figura 31 mostra o mesmo sinal com um índice de modulação um pouco maior (o que acarreta em uma maior variação de amplitude). Em ambos aplicou-se o quantificador obtendo os valores de 0,02 para o sinal de menor índice de modulação e 0,2 para o de maior índice.

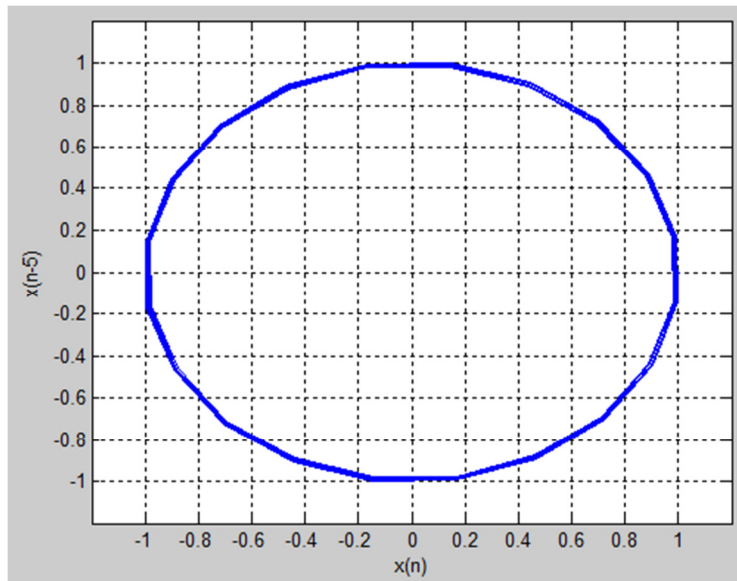


Figura 26 – Sinal de shimmer puro quantificado em 0.02 de perturbação

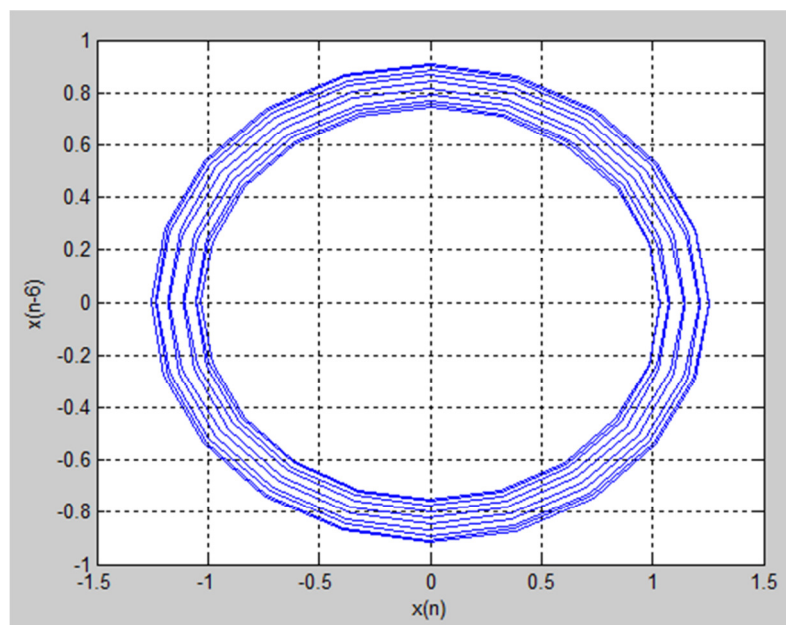


Figura 27 – Sinal com shimmer puro quantificado em 0.2 de perturbação

4.3 – Resultados e Discussão

Ao se olhar para a reconstrução de um sinal de voz real em um espaço de fase, é possível distinguir visualmente os sinais que apresentam maior perturbação

dos sinais que apresentam menor perturbação, pois as variações de frequência e amplitude provocam visíveis alterações no traçado das órbitas dos atratores.

Para o fenômeno da perturbação de amplitude (*shimmer*), observa-se que os atratores apresentam um comportamento de espaçamento homogêneo no percurso das órbitas do espaço de fase. Quando maior a variação de amplitude no sinal, maior será o espalhamento provocado.

No fenômeno da perturbação de frequência (*jitter*), os atratores traçam trajetórias que no decorrer da dinâmica contorcem sobre si, apresentando uma sequência de convergências e divergências ao longo das órbitas.

O ruído, por sua vez, provoca uma aleatoriedade no traçado das órbitas, fazendo com que as mesmas se moldem de uma forma irregular e imprevisível.

O algoritmo quantificador apresentou resultados condizentes com essas perturbações visuais, apresentando valores maiores para sinais com mais perturbação e valores menores para sinais com menos perturbação.

Na realização deste experimento, foram selecionadas do banco de vozes 10 vozes diagnosticadas clinicamente como saudáveis e 10 vozes diagnosticadas clinicamente como patológicas.

4.3.1 – Vozes Saudáveis

Foram obtidos os valores de quantificação para 10 diferentes vozes diagnosticadas clinicamente como saudáveis. Os valores encontrados oscilaram entre 0,03 e 0,10. A figura (colocar número depois) mostra a reconstrução do espaço de fase para cada uma das vozes com seus respectivos valores encontrados.

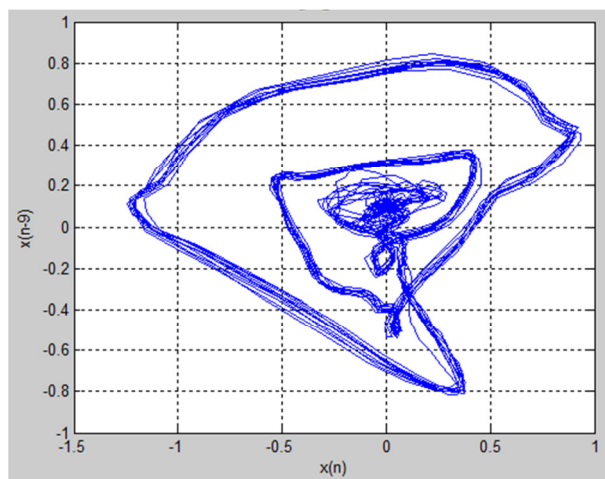


Figura 28 – Voz Saudável 1 - $Q = 0,0709$

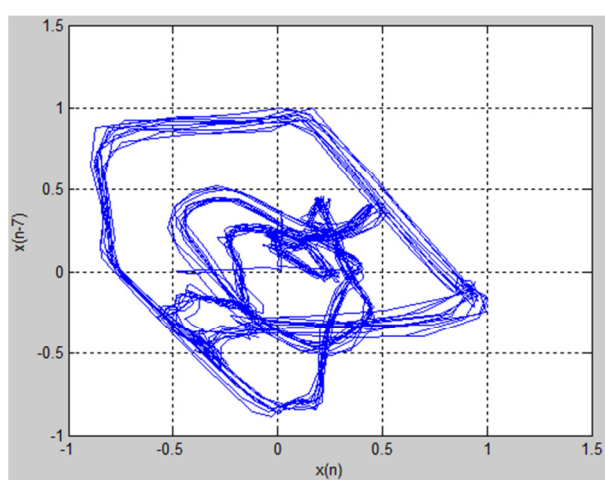


Figura 29 - Voz Saudável 2 - $Q = 0,0847$

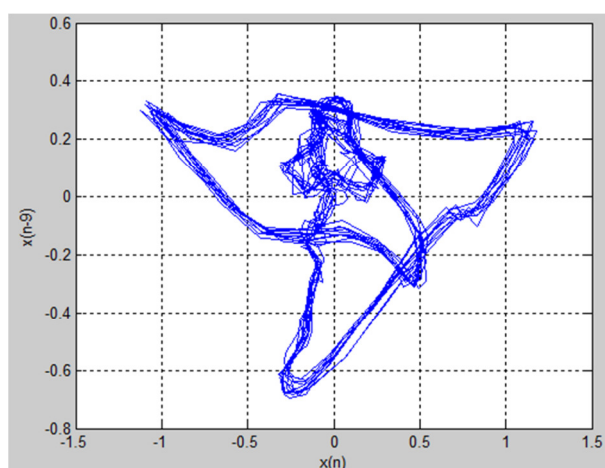


Figura 30 - Voz Saudável 3 - $Q = 0,0609$

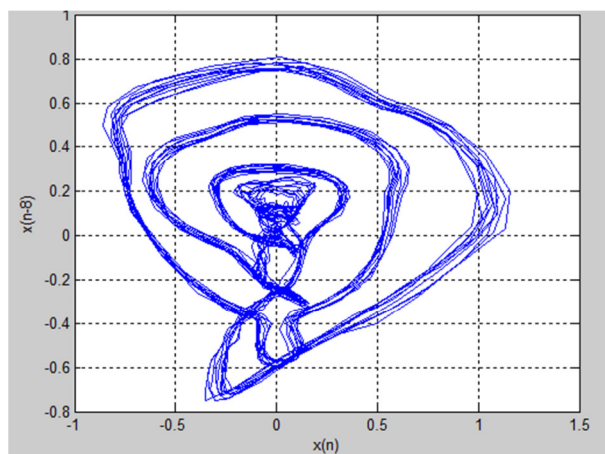


Figura 31- Voz Saudável 4 - $Q = 0,0757$

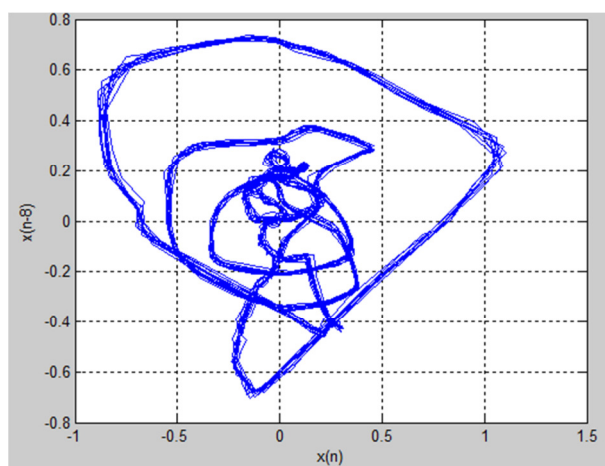


Figura 32 - Voz Saudável 5 - $Q = 0,0323$

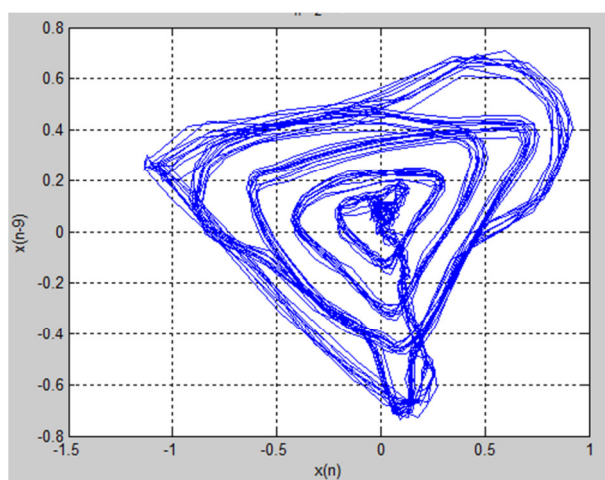


Figura 33 - Voz Saudável 6 - $Q = 0,0618$

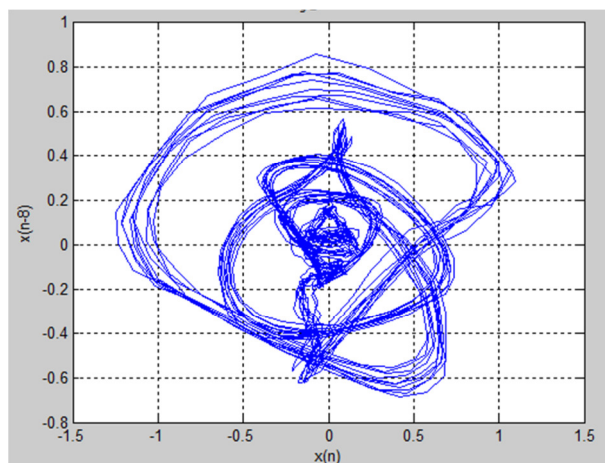


Figura 34 - Voz Saudável 7 - $Q = 0,1042$

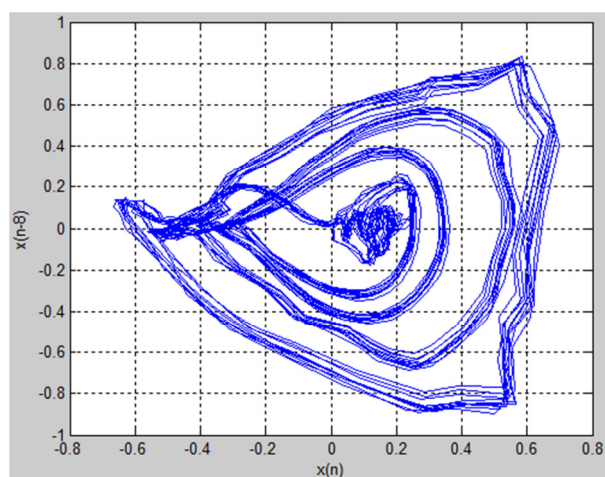


Figura 35 - Voz Saudável 8 - $Q = 0,0562$

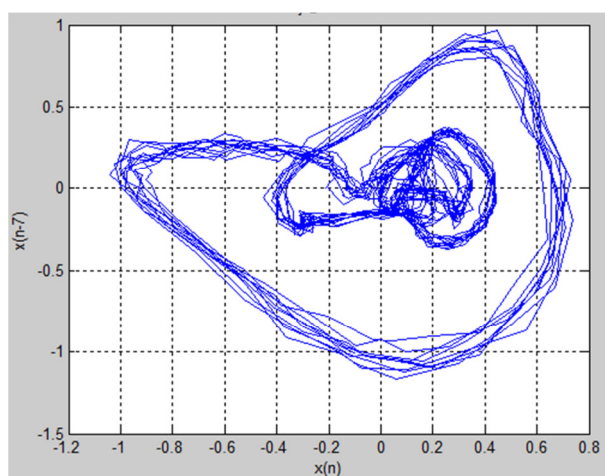


Figura 36 - Voz Saudável 9 - $Q = 0,1016$

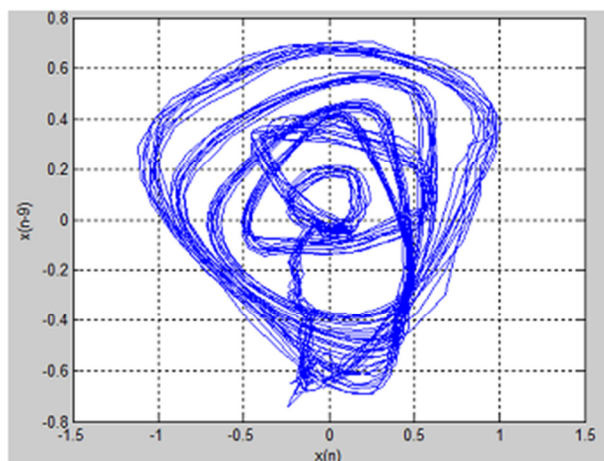


Figura 37 - Voz Saudável 10 – $Q = 0,0907$

4.3.2 – Vozes Patológicas

Foram obtidos os valores de quantificação para 10 diferentes vozes diagnosticadas clinicamente como patológicas. Os valores encontrados oscilaram entre 0,11 e 0,47. A figura (colocar número depois) mostra a reconstrução do espaço de fase para cada uma das vozes com seus respectivos valores encontrados.

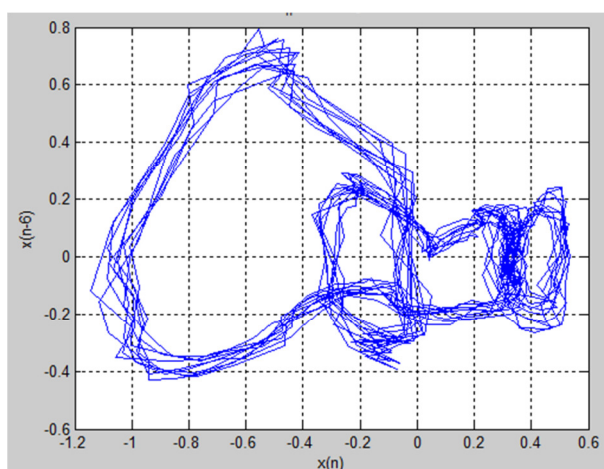


Figura 38 – Voz Patológica 1 - $Q = 0,1150$

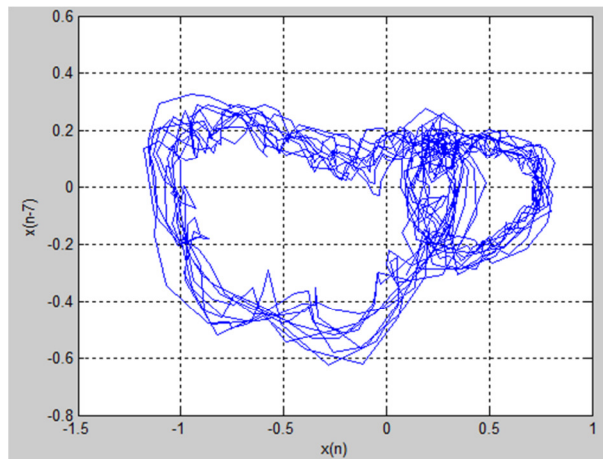


Figura 39 - Voz Patológica 2 - $Q = 0,2367$

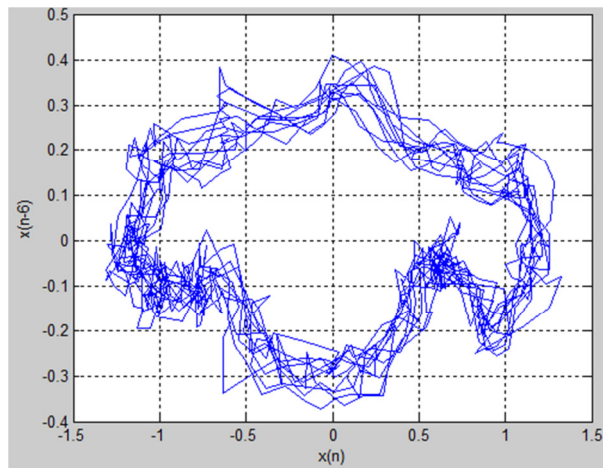


Figura 40 - Voz Patológica 3 - $Q = 0,1940$

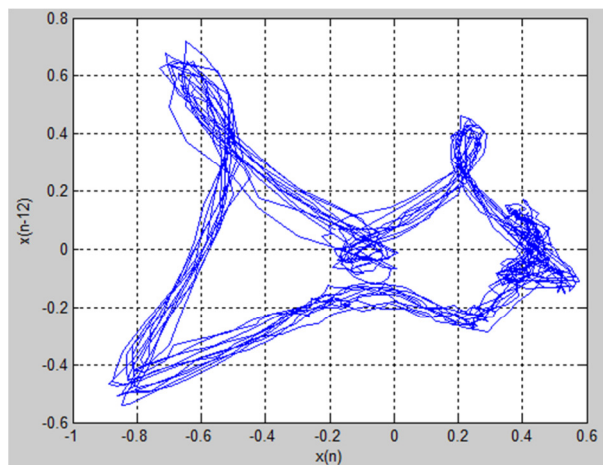


Figura 41 - Voz Patológica 4 - $Q = 0,1274$

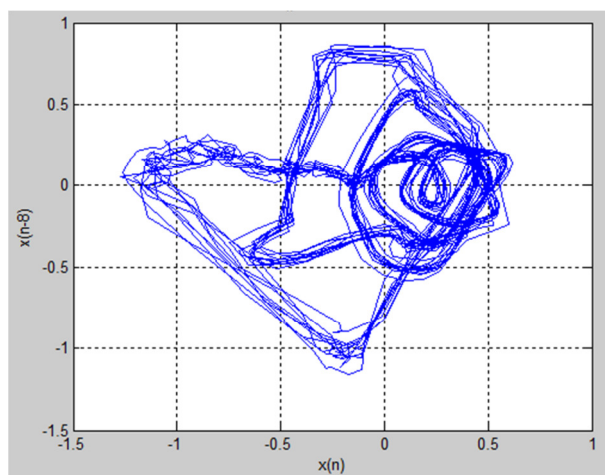


Figura 42 - Voz Patológica 5 - $Q = 0,1436$

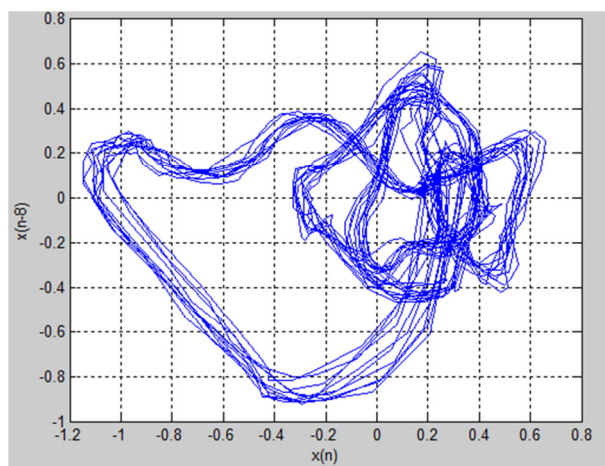


Figura 43 - Voz Patológica 6 - $Q = 0,1358$

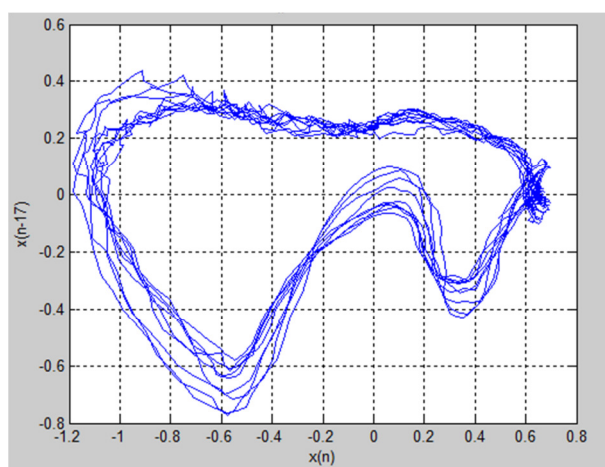


Figura 44 - Voz Patológica 7 - $Q = 0,1224$

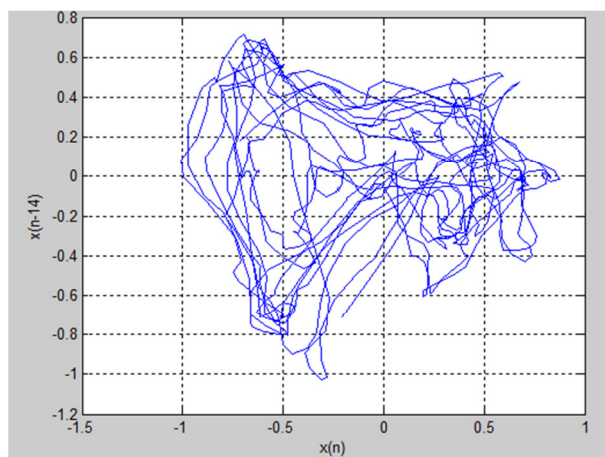


Figura 45 - Voz Patológica 8 - $Q = 0,4735$

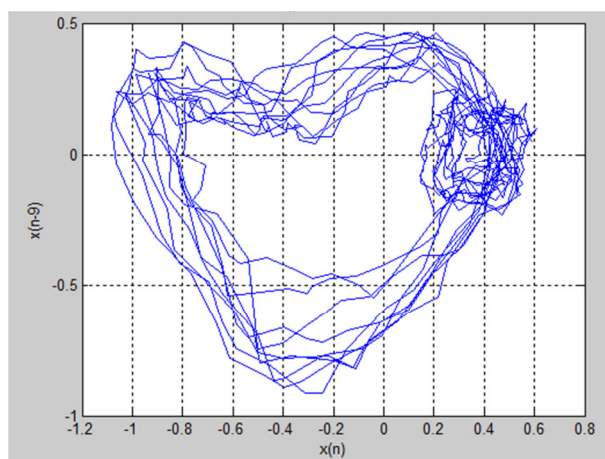


Figura 46 - Voz Patológica 9 - $Q = 0,2787$

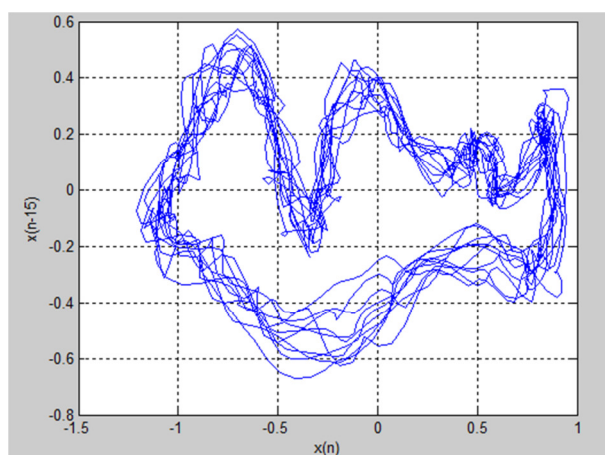


Figura 47 - Voz Patológica 10 - $Q = 0,1792$

4.3.3 – Análise Estatística dos Resultados

Para uma melhor determinação da legitimidade dos resultados, foi feita uma análise estatística com os valores obtidos. Tal análise consistiu na divisão dos valores em dois grupos: vozes clinicamente diagnosticadas saudáveis e vozes clinicamente diagnosticadas como patológicas.

Feita a divisão foi determinado, para cada grupo, o valor máximo, o valor mínimo, a média e a variância. Em seguida foi realizado o Teste T – Student para um intervalo de confiança de 0,05 (unicaudal) e para um intervalo de confiança de 0,1 (bicaudal). Com os dados obtidos, montou-se a Tabela 1.

	Saudáveis	Patológicas
Valores	0,0323	0,115
	0,0562	0,1224
	0,0609	0,1274
	0,0618	0,1358
	0,0709	0,1436
	0,0757	0,1792
	0,0847	0,194
	0,0907	0,2367
	0,1016	0,2787
	0,1042	0,4735
Máximo	0,1042	0,4735
Mínimo	0,0323	0,115
Média	0,0739	0,20063
Variância	0,000495084	0,012069736
Teste T Unicaudal	0,000969342	
Teste T Bicaudal	0,001938683	

Tabela 1 - Análise estatística dos resultados

É válido ressaltar que o teste T mostrou um resultado satisfatório para a divisão de valores entre os dois grupos, podendo o quantificador ser considerado um complemento interessante na elaboração de diagnósticos de patologias vocais.

5 – Conclusão

Pode-se concluir depois das análises e testes realizados, que a quantificação da dinâmica mostrou-se uma ferramenta útil e complementar na análise de sinais de voz através da reconstrução do espaço de estado. O quantificador apresentou um valor numérico para o grau da dispersão das órbitas dos atratores no espaço de fases, podendo, também, diferenciar sinais que parecem ter o mesmo grau de dispersão a olho nu.

A dispersão dos atratores é um reflexo da variação de frequência (jitter) e da variação de amplitude (shimmer), e do ruído de um sinal ao longo do tempo, o que mostra a eficiência do espaço de fases na descrição da dinâmica dos sinais, além de uma excelente forma de análise.

É válido colocar que este método de análise não linear e quantificação pode servir como complemento de um exame clínico vocal, visto que foi estatisticamente comprovada a existência de uma separação numérica entre vozes saudáveis e patológicas.

Referências Bibliográficas

- ANDRADE, L. et al. Medidas de perturbação da voz: um novo enfoque. Fonoaudiologia Brasil, 2. (2002)
- BAKEN, R. J. *Clinical Measurements of Speech and Voice*. Boston: College Hill. (1987)
- BAKER, G.; GOLLUP, J. *Chaotic dynamics: An introduction*. Cambridge University Press, Cambridge, New York. (1990)
- BANBROOK, M; MCLAUGHLIN, S; MANN, I. *Speech Characterization and Synthesis by Nonlinear Methods*. IEEE Transactions On: Speech And Audio Processing, 7. (1999)
- BRICMONT, J. Science of chaos or chaos in science?, em <http://xyz.lanl.gov/abs/chaosdyn/9603099>. (1996)
- BROWN, R.; BRYANT, P.; ABARBANEL, H. *Computing the Lyapunov spectrum of a dynamic system from an observed time-series*. Phys. Rev. A 43 (6). (1991)
- DAJER, M. *Padrões Visuais de Voz Através de Técnica de Análise Não Linear*. São Carlos: Universidade de São Paulo. (2006)
- FERRARA, N.; PRADO, C. *Caos: Uma Introdução*. Edgard Blücher Ltda. São Paulo. (1994).
- FRASER, A.; SWINNEY, H. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. Phys. Rev. A 33(2), pg. 1134-1140. (1986)
- GLEICK, J. *Chaos: Making a new science*. Viking, New York. (1987)
- GRASSBERGER, P.; PROCACCIA, I. *Measuring the strangeness of strange attractors*. Physica D. 9: 189-208. (1983)
- HIRANO, M; KAKITA, Y. *Cover-Body Theory of Vocal Fold Vibration*. Speech Science. ed. R. G. Daniloff, San Diego, California: College-Hills Press. (1985)
- HIRANO, M. *Objective Evaluation of the Human Voice: Clinical aspects*. Folia Phoniatria, Vol. 41. (1989)
- HIRANO, M. *Structure of the Vocal Fold in Normal and Diseased States: Anatomical and physical study*. Proceedings of the Conference on the Assessment of Vocal Pathology. American Speech and Hearing Association Report, Vol. 11. (1981)

HIRANO, M. *Laryngeal Histopathology*. In COLTON, R; CASPER, J. Understanding voice problems. A Physiological Perspective Of The Diagnosis And Treatment. 2 ed. Baltimor: Williams & Wilkins. (1996)

KANTZ, H. ; SCHREIBER T. *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambrige: Cambrige Nonlinear Science Series. (1997)

LE HUCHE, F.; ALLALI, A. *La voz. Anatomia y fisiologia de los órganos de la voz y el habla*. 2da Ed. Barcelona, Masson. (1993)

LIEBERMAN, P. *Perturbation in vocal pitch*. Jounal of Acoustics Society of America. 33, 597-603. (1961)

LORENZ, E. N. *Deterministic no periodic flow*. J. Atmos. Sci. 20. (1963)

PACKARD, N.;CRUTCHFIELD, J.; FARMER, J.; SHAW, R. *Geometry from a time series*. Phys Rev Lett.; 45-712. (1980)

RUELLE, D.; TAKENS, F. *Nature of turbulence*. Commun. Math Phys. (1971)

SCALASSARA, P. *Utilização de Medidas de Previsibilidade em Sinais de Voz para Discriminação de Patologias de Laringe*. São Carlos: Universidade de São Paulo. (2009)

SCUDIERO, L.; LANGFORD, S.; DICKINSON, J. *Improved evidence for chaos during peel of pressure sensitive tape from a metal substrate*. (1995)

WHITESIDES, G.; ISMAGILOV, R. *Complexity in chemistry*. Science 284 (5411). (1989)

WOLF, A.; SWIFT, J.; SWINNEY, H.; VASTANO, J. *Determining Lyapunov exponents from a time series*. Physica D; 16: 285-317. (1985)