

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDDDE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
ÊNFASE EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

GUÊNIA MARA VIEIRA LADEIRA

ANÁLISES DA ARRITMIA SINUSAL RESPIRATÓRIA.

Uberlândia-MG, 09 de dezembro de 2020.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
ÊNFASE EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

GUÊNIA MARA VIEIRA LADEIRA

ANÁLISES DA ARRITMIA SINUSAL RESPIRATÓRIA.

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para obtenção do título de doutor em Engenharia Elétrica

Área de concentração: Engenharia Biomédica

Orientador: Prof. Dr. João Batista Destro Filho

Uberlândia-MG, 09 de dezembro de 2020.

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

L154
2020

Ladeira, Guênia Mara Vieira, 1966-
Análises da arritmia sinusal respiratória [recurso
eletrônico] / Guênia Mara Vieira Ladeira. - 2020.

Orientador: João Batista Destro Filho.
Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Pós-graduação em Engenharia Elétrica.
Modo de acesso: Internet.
Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2020.802>
Inclui bibliografia.

1. Engenharia elétrica. I. Destro Filho, João Batista
,1970-, (Orient.). II. Universidade Federal de
Uberlândia. Pós-graduação em Engenharia Elétrica. III.
Título.

CDU: 621.3

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
ÊNFASE EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

GUÊNIA MARA VIEIRA LADEIRA

ANÁLISES DA ARRITMIA SINUSAL RESPIRATÓRIA.

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para obtenção do título de doutor em Engenharia Elétrica

Área de concentração: Engenharia Biomédica

Orientador: Prof. Dr. João Batista Destro Filho

Banca Examinadora:

Prof. Dr. João Batista Destro Filho - UFU

Prof. Dr. Ângelo Marcelo Tuset - UFTPR

Prof. Dr. José Manoel Balthazar - UFTPR

Prof. Dr. Luís Cláudio Oliveira Lopes – UFU

Prof. Dr. Roberto Mendes Finzi – UFU

Uberlândia-MG, 09 de dezembro de 2020.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
 Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 3N - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902
 Telefone: (34) 3239-4707 - www.posgrad.feelt.ufu.br - copel@ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Elétrica				
Defesa de:	Tese de Doutorado, 279, PPGEELT				
Data:	Novo de dezembro de dois mil e vinte	Hora de início:	09:00	Hora de encerramento:	12:00
Matrícula do Discente:	11723EEL002				
Nome do Discente:	Guênia Mara Vieira Ladeira				
Título do Trabalho:	Análises da arritmia sinusal respiratória				
Área de concentração:	Processamento da informação				
Linha de pesquisa:	Engenharia biomédica				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	Título: Aplicações clínicas do EEG para o estudo de indivíduos normais e pacientes em estado de coma Agência Financiadora: Sem financiamento Início 01/08/2014 Término 31/07/2017 No. do Projeto na agência: xxx Professor Coordenador João Batista Destro Filho				

Reuniu-se por meio de videoconferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, assim composta: Professores Doutores: Luís Cláudio Oliveira Lopes - FEQ/UFU; Roberto Mendes Finzi Neto - FEMEC/UFU; José Manoel Balthazar - UTFPR; Ângelo Marcelo Tusset - UTFPR; João Batista Destro Filho - FEELT/UFU, orientador(a) do(a) candidato(a).

Iniciando os trabalhos o(a) presidente da mesa, Dr(a). João Batista Destro Filho, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato(a), agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

Aprovado(a).

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **João Batista Destro Filho, Professor(a) do Magistério Superior**, em 09/12/2020, às 11:46, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Roberto Mendes Finzi Neto, Professor(a) do Magistério Superior**, em 09/12/2020, às 11:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Angelo Marcelo Tuset, Usuário Externo**, em 09/12/2020, às 11:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **José Manoel Balthazar, Usuário Externo**, em 09/12/2020, às 11:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luis Claudio Oliveira Lopes, Professor(a) do Magistério Superior**, em 09/12/2020, às 11:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2387520** e o código CRC **ADAE6A80**.

Dedico este trabalho a minha filha humana Gabriela e meus
filhos de quatro patas que sempre me motivaram a fazer o
melhor.

AGRADECIMENTOS

Meu trabalho foi longo, até por não ser em dedicação exclusiva. Agradeço a Deus a oportunidade e a sustentação ao longo do caminho.

Muitas foram as pessoas da UFU que contribuíram com meu aprendizado, me ajudaram com dicas e a esclarecer as dúvidas complicadas que surgiram ao longo do caminho. Também existiu o suporte técnico e administrativo, as correções de textos e traduções. Agradeço a todos que considero uma grande família.

Agradeço a Universidade Federal de Uberlândia, aos programas de Pós-graduação da Engenharia Mecânica e da Engenharia Elétrica; a Capes e ao CNPq; ao Hospital de Clínicas da UFU pelo apoio na coleta de dados; aos laboratórios da mecânica e da elétrica por permitirem o uso de equipamentos e montagem de experimentos.

Agradeço também aos professores de outras faculdades da UFU e de outras instituições que me ajudaram em algum momento também com meu aprendizado, nas dicas, nas dúvidas, nas correções.

Vou agradecer especialmente ao Dr. Nobert Marwan do Departamento de Ciências Complexas do Potsdam Institute for Climate da Alemanha, que me ajudou muito direcionando e corrigindo meu artigo científico que finalizou meu trabalho do doutorado.

“The time series analyst in economics, meteorology, and other fields will find inspiration for the development of new prediction algorithms. Some of the techniques presented here have also been considered as possible diagnostic tools in clinical research. We will adopt a critical but constructive point of the view, pointing out ways of obtaining more meaningful results with limited data.” Dresden and Wuppertal – November 1996.

H. Kantz, and T. Schreiber, ”Nonlinear Time Series Analysis”, Second edition, Cambridge University Press, 2004.

RESUMO

A variabilidade da frequência cardíaca é essencial à manutenção do equilíbrio homeostáticos do corpo. Esta é controlada pelo sistema nervoso autônomo. Os sistemas biológicos humano têm características básicas padrão, mas variedades de construção e funcionamento devido à genética, à idade, ao sexo, e também comprometimentos por doenças. Além de terem relação complexa entre os sistemas, como acontece entre o sistema nervoso e o cardiorrespiratório. A análise mais aprofundada de um sistema complexo revela causas e conseqüências de seu funcionamento, e auxilia detectar problemas e solucioná-los. Motivada pela melhor compreensão desta relação vou aprofundar as análises dos sistemas para contribuir com as pesquisas desta área. A eficiência da regulação autonômica pode ser verificada por meio de testes de arritmia sinusal respiratória observada através dos sinais de eletrocardiograma ECG e a resposta do sistema nervoso pode ser percebida pelo eletroencefalograma EEG. Neste trabalho apresento algumas abordagens na análise de sistemas complexos como os biológicos. As contribuições mais relevantes da pesquisa são preparadas partindo do conhecimento dos sistemas biológico cardiorrespiratório e nervoso, e da relação direta entre eles. No trabalho houve a preocupação com a qualidade da instrumentação para coleta de sinais biológicos e do pré-processamento para análise. Esta etapa gerou a construção de um equipamento de eletrocardiograma. E então foram coletados sinais de ECG da equipe paralímpica de bocha, enquanto os atletas realizavam seus habituais exercícios respiratórios para melhorar a concentração e que alteram a frequências cardíacas. Os eletrocardiogramas foram analisados através das técnicas análises de quantificação de recorrência observando os detalhes das alterações durante os exercícios. Outra abordagem da pesquisa foram os modelos matemáticos do eletrocardiograma. Os modelos de ECG foram estudados e foi escolhido o oscilador de Kaplan, cujo modelo foi analisado através de diagramas de bifurcação e melhorado em seus resultados. Como os atletas alteram o padrão do coração e aumentam a concentram com os exercícios. O trabalho passou a etapa de análise do EEG. Foram realizadas diversas análises por técnicas lineares e não lineares, comparando os sinais entre o participante com olhos abertos e olhos fechados. Nesta parte foi gerada uma nova técnica de análise de recorrência no espectro de frequências. A técnica apresentou resultados relevantes para melhor caracterizar os sinais, poderá ser utilizada para caracterizar caso de depressão, e outras doenças que afetam o sistema nervoso central. Coletas de dados em conjunto de ECG e EEG realizando o exercício respiratório foram realizadas, os dados

foram analisados por técnicas já consagradas e pela técnica de recorrência aqui criada, mostramos que existe uma relação entre os sinais do coração e do cérebro na execução dos exercícios respiratórios. Todas as etapas do trabalho geraram artigos que foram publicados, os primeiros em congressos e os últimos em revistas especializadas.

Palavras chave: análise de sistemas complexos; análise de recorrência do espectro de frequência; sinais elétricos do coração; sinais elétricos do sistema nervoso central.

ABSTRACT

Heart rate variability is essential for maintaining the homeostatic balance of the body. It is controlled by the autonomic nervous system. Human biological systems have standard basic characteristics, but varieties of construction and functioning due to genetics, age, sex, and also disease impairment. In addition, they have a complex relationship between systems, such as the nervous system and the cardiorespiratory system. Further analysis of a complex system reveals causes and consequences of its functioning, and helps to detect problems and solve them. Motivated by a better understanding of this relationship I will deepen the analysis of the systems to contribute to the research in this area. The efficiency of the autonomic regulation can be verified by means of respiratory sinus arrhythmia tests observed through electrocardiogram signals ECG and the response of the nervous system can be perceived by electroencephalogram EEG. In this work I present some approaches in the analysis of complex systems such as biological ones. The most relevant contributions of the research are prepared from the knowledge of the cardiorespiratory and nervous biological systems, and the direct relationship between them. The work was concerned with the quality of the instrumentation for biological signal collection and pre-processing for analysis. This stage generated the construction of electrocardiogram equipment. Then, ECG signals were collected from the paralympic boccia team, while the athletes performed their usual breathing exercises to improve concentration and alter heart rates. The electrocardiograms were analysed through the techniques of quantification of recurrence observing the details of the alterations during the exercises. Another approach of the research was the mathematical models of the electrocardiogram. The ECG models were studied and the Kaplan oscillator was chosen, whose model was analysed through bifurcation diagrams and improved in its results. How the athletes change the pattern of the heart and increase the concentration with the exercises. The work passed the EEG analysis stage. Several analyses were performed by linear and non-linear techniques, comparing the signals between the participant with open eyes and closed eyes. A new recurrence analysis technique in the frequency spectrum was generated in this part. The technique presented relevant results to better characterize the signals, can be used to characterize case of depression, and other diseases affecting the central nervous system. Data collection in set of ECG and EEG performing the breathing exercise were performed, the data were analysed by already established techniques and by the recurrence technique created here,

we showed that there is a relationship between the heart and brain signals in performing the breathing exercises. All the stages of the work have generated articles which have been published, the first in congresses and the last in specialized journals.

Keywords: analysis of complex systems; analysis of recurrence of the frequency spectrum; electrical signals from the heart; electrical signals from the central nervous system.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 -	Ilustração dos pontos de estímulo elétrico no coração.	30
Figura 2 -	Estímulos elétricos de contração das câmaras do coração.	30
Figura 3 -	Fluxo de corrente elétrica no coração, quando parcialmente polarizado.	31
Figura 4 -	Composição do encéfalo.	32
Figura 5 -	Vista lateral do telencéfalo.	32
Figura 6 -	Vista interna lateral do diencéfalo.	33
Figura 7 -	Medula espinhal.	33
Figura 8 -	Vista lateral interna das áreas de Brodmann.	34
Figura 9 -	Sistema visual central.	35
Figura 10 -	Músculos extraoculares.	36
Figura 11 -	Ilustração da conexão do sistema nervoso autônomo ao coração.	37
Figura 12 -	Sistema dinâmico estável.	46
Figura 13 -	Sistema dinâmico assintoticamente estável.	46
Figura 14 -	Modelo Físico do Oscilador.	62
Figura 15 -	Simulação do circuito eletrônico do oscilador de Duffing.	63
Figura 16 -	Respostas da simulação do circuito oscilador com dois sinais de entrada diferentes.	63
Figura 17 -	Circuito eletrônico do oscilador de Duffing, e resposta observada no osciloscópio.	64
Figura 18 -	Composição de frequências do sinal do oscilador do modelo matemático excitado por $F_0 = 7,5$.	65
Figura 19 -	Resposta em frequência do circuito experimental com amplitude de forçamento (A) 0,96V, (B) 1,2V e (C) 1,6 V.	66
Figura 20 -	Mapas de Poincaré da saída do oscilador.	68
Figura 21 -	Informação Mútua Média	69
Figura 22 -	Maior Expoente de Lyapunov - $D=7$ e $D=8$.	70
Figura 23 -	Sinais do oscilador e real	73
Figura 24 -	Resolução do modelo do oscilador de [18]	74
Figura 25 -	Oscilador de [19].	75
Figura 26 -	Sistema de aquisição e sinais de ECG.	76
Figura 27 -	Circuito para aquisição de sinais de ECG .	77
Figura 28 -	Esquema eletrônico para simulação do funcionamento do amplificador	78

de instrumentação e isolador.

Figura 29 -	Esquema de filtro rejeita 60Hz.	79
Figura 30 -	Esquema do filtro passa-baixa.	79
Figura 31 -	Sinal de ECG sem filtragem digital.	80
Figura 32 -	Características do filtro utilizado no sinal de ECG.	81
Figura 33 -	Sinal ECG, com filtro e sem filtro.	81
Figura 34 -	Sinal ECG no espectro de frequências.	82
Figura 35 -	Calibração para aquisição em tempo real.	82
Figura 36 -	Sinal elétrico do coração, sem tratamento.	83
Figura 37 -	Distribuição na frequência dos dados captados.	84
Figura 38 -	Intervalos selecionados do sinal no tempo.	84
Figura 39 -	Sinal dos Intervalos 1 e 2 do ECG, após a filtragem.	85
Figura 40 -	Sinais do Intervalo 2, antes e depois de passar pelo filtro adaptativo.	86
Figura 41 -	Sinal desejado, filtrado e erro entre os dois.	86
Figura 42 -	Filtro digital – Resposta em Magnitude e Fase.	88
Figura 43 -	Fluxo sanguíneo gerado pela contração das câmaras.	89
Figura 44 -	Exemplos de sinais para demonstrar a técnica de análise de recorrência no espectro de frequências.	92
Figura 45 -	Plots de recorrência dos sinais utilizados como exemplo.	93
Figura 46 -	Complexo QRS gerado pelo trabalho de [7].	96
Figura 47 -	Resposta do oscilador com alteração da configuração do parâmetro $\varepsilon=1,0$.	96
Figura 48 -	Resposta do oscilador apresenta ondas T, T', e P, além do complexo QRS.	97
Figura 49 -	Resposta do oscilador apresenta a onda P, além do complexo QRS.	97
Figura 50 -	Eletrocardiograma em estado normal e no exercício respiratório.	98
Figura 51 -	Resposta em frequência do sinal e após modulação.	99
Figura 52 -	Resposta no tempo após modulação e filtragem.	100
Figura 53 -	Sinais com o participante sem movimentação.	102
Figura 54 -	Espectro de frequências dos sinais sem movimentação do participante.	103
Figura 55 -	Filtragem Wavelet utilizando Daubechies db4.	103
Figura 56 -	Filtragem Wavelet utilizando Daubechies db3.	104
Figura 57 -	Sinais coletados movimentando o braço esquerdo à frente.	104

Figura 58 -	MPCA do sinal de ECG com movimento do braço esquerdo.	105
Figura 59 -	Sinais coletados movimentando o braço esquerdo à frente.	106
Figura 60 -	Sinais coletados movimentando o braço esquerdo a lateral.	106
Figura 61 -	Sinais coletados movimentando o braço direito à lateral.	107
Figura 62 -	Eletrocardiograma (a) respiração normal; (b) respiração controlada.	108
Figura 63 -	Eletrocardiograma (a) respiração normal; (b) respiração controlada.	109
Figura 64 -	Intervalo de tempo entre as ondas R: (a)estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.	110
Figura 65 -	Amplitudes das ondas R: (a)estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.	110
Figura 66 -	Varição dos ciclos de ECG no espaço de fases reconstruídos, (a) estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.	111
Figura 67 -	Varição das amplitudes das ondas R de ECG no espaço de fases reconstruídos. (a)estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.	112
Figura 68 -	EEG do participante V019.	114
Figura 69 -	V033, E18, olhos abertos, e E19, olhos fechados.	114
Figura 70 -	V035, E19, olhos abertos, e E1, olhos fechados.	115
Figura 71 -	V037, E19, olhos abertos, e E19, olhos fechados.	115
Figura 72 -	V038, E19, olhos abertos, e E19, olhos fechados.	116
Figura 73 -	V042, E18, olhos abertos, e E18, olhos fechados.	116
Figura 74 -	Cálculo do tempo de atraso τ .	121
Figura 75 -	Cálculo da dimensão de imersão.	121
Figura 76 -	Sinal de EEG – V038 - E18.	122
Figura 77 -	Estatística dos expoentes de Lyapunov das amostras e EEG.	124
Figura 78 -	Olhos abertos – limiar de recorrência.	125
Figura 79 -	Olhos fechados – limiar de recorrência.	126
Figura 80 -	Busca de recorrência a taxa fixa de 0,3.	127
Figura 81 -	Detalhes das linhas da matriz de recorrência.	130
Figura 82 -	EEG na banda alfa, participante V038, eletrodo O1	133
Figura 83 -	Plot de recorrência no espectro de frequências, participante V035, dimensão de incorporação $D = 1$.	134
Figura 84 -	Plot de recorrência no espectro de frequências, participante V035,	134

dimensão de incorporação $D = 3$.

Figura 85 -	Sinais EEG do eletrodo Oz da região occipital, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	138
Figura 86 -	Sinais de ECG no tempo, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	138
Figura 87 -	Sinais no tempo do eletrodo Fz, colocado 20 cm abaixo de Oz, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	139
Figura 88 -	Sinais na frequência do eletrodo F3, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	139
Figura 89 -	Sinais EEG do eletrodo Oz da região occipital, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	140
Figura 90 -	Sinais de ECG no tempo, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	140
Figura 91 -	Sinais no tempo do eletrodo Fz, colocado 20 cm abaixo de Oz, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	141
Figura 92 -	Sinais na frequência do eletrodo F3, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.	141
Figura 93 -	Plots de recorrência dos sinais no tempo coletados na região occipital.	142
Figura 94 -	Plots de recorrência dos sinais da região occipital, Oz	145
Figura 95 -	Plots de recorrência dos sinais da região abaixo da occipital, Fz.	147
Figura 96 -	Plots de recorrência dos sinais da região frontal, F3	148
Figura 97 -	Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região occipital, eletrodo Oz.	150
Figura 98 -	Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região abaixo da occipital, eletrodo Fz.	151
Figura 99 -	Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região frontal, eletrodo F3.	152

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Resultado do cálculo dos parâmetros para reconstrução do espaço de estados.	71
Tabela 2 -	Simulações do filtro rejeita 60Hz	79
Tabela 3 -	Respostas da simulação do filtro passa-baixa.	80
Tabela 4 -	Quantificadores de recorrência dos exemplos.	92
Tabela 5 -	Estatísticas dos sinais de EEG no tempo.	117
Tabela 6 -	Estatísticas dos sinais no espectro de frequência.	118
Tabela 7 -	Correlação linear entre o E18/ olhos abertos e E18/olhos fechados.	119
Tabela 8 -	Correlação linear entre os eletrodos de uma mesma região.	119
Tabela 9 -	Indicadores de complexidade.	120
Tabela 10 -	Região Occipital - V038 – sinais no tempo.	123
Tabela 11 -	Cálculo do maior expoente de Lyapunov.	123
Tabela 12 -	Análise estatística do maior expoente de Lyapunov.	124
Tabela 13 -	Resumo dos quantificadores e recorrência.	126
Tabela 14 -	Recorrência a taxa fixa 0,3.	128
Tabela 15 -	Janela de Theiler.	129
Tabela 16 -	Quantificadores de recorrência – Olhos abertos.	131
Tabela 17 -	Quantificadores de recorrência – Olhos fechados.	131
Tabela 18 -	Análise de quantificação de recorrência – sinal no tempo.	132
Tabela 19 -	Intervalo de confiança dos quantificadores com sinais de EEG no tempo.	133
Tabela 20 -	Quantificadores de recorrência com aumento da dimensão de imersão.	135
Tabela 21 -	Resultado dos quantificadores com olhos fechados.	136
Tabela 22 -	Resultado dos quantificadores com olhos abertos.	136
Tabela 23 -	Resultado dos quantificadores do eletrodo Oz.	143
Tabela 24 -	Resultado dos quantificadores do eletrodo Fz	143
Tabela 25 -	Resultado dos quantificadores do eletrodo F3	143
Tabela 26 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo Oz.	146
Tabela 27 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 0 a 10	146

	Hz, eletrodo Oz.	
Tabela 28 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 10 a 20 Hz, eletrodo Oz.	146
Tabela 29 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 20 a 30 Hz, eletrodo Oz.	146
Tabela 30 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo Fz.	148
Tabela 31 -	Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo F3.	149

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A/N	Olhos abertos e respiração normal
A/R	Olhos abertos e fazendo exercícios respiratórios
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
BB	Burr Brown
BLMS	Bloco de menor memória quadrada
bpm	Batimentos por minuto
C	Correlação
cm	Centímetro (comprimento)
CNPq	Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
cov	Covariância
D	Dimensão de correlação
dB	Decibéis
db3 db4	Modelos de Wavelet
DET	Determinismo
df	Intervalo de frequência
DIV	Divergência
dt	Intervalo de tempo
DWT	Transformada discreta de Wavelet
E(d)	Média de trajetórias
E18 E19	Eletrodos da região occipital
ECG	Eletrocardiograma
EEG	Eletroencefalograma
EMD	Decomposição de modo empírico
EMG	Eletromiografia
ENTR	Entropia
ER	Esforço respiratório
F	Força
F/N	Olhos fechados e respiração normal
F/R	Olhos fechados e fazendo exercícios respiratórios
FAEFI/UFU	Faculdade de Educação Física e Fisioterapia da UFU
Fc	Frequência de corte

FC	Frequência cardíaca
FIR	Resposta ao impulso finita
g	Força da gravidade
h_D	Entropia
Hz	Hertz (frequência)
$I(\tau)$	Informação média
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
K	Rigidez
L	Comprimento médio das linhas diagonais acima de um mínimo
LAM	Taxa de recorrência das linhas verticais
m	Massa
MPCA	Análise do componente principal em múltiplas escalas
mV	MiliVolt (tensão elétrica)
NN	Redes neurais
N_n	Número médio de vizinhos
N_p	Número de estruturas da diagonal principal
O_1, O_z, O_2	Eletrodos por padrão colocados na região occipital
P T	Ondas do eletrocardiograma
$p(k)$	Erro de predição
Q	Fator de qualidade
QRS	Ondas do ECG
R C	Resistor capacitor
$R_{(i,j)}$	Ponto de recorrência
$R_{c(0,5)}$	Concentração de recorrência em bandas de frequência de 0,5
R_{c_f}	Concentração de recorrência por frequência
RQA	Análise de quantificação de recorrência
RR	Taxa de recorrência
RSA	Arritmia sinusal respiratória
s	Segundo (tempo)
S_n	Vetor reconstruído
T1 L2	Vertebras da coluna humana
th	Janela de Theiler
UFU	Universidade Federal de Uberlândia

v	Velocidade
V037 V038	Código dos participantes que foram coletados dados de EEG
var	Variância
ε	Coefficiente de amortecimento (oscilador)
ε	Limiar (Recorrência)
$\varepsilon \delta$	Distâncias (Lyapunov)
η_n	Ruído
Θ	Função degrau
λ	Expoente de Lyapunov
ξ	Vetor construído
ρ	Correlação de Pearson
σ	Desvio padrão
τ	Tempo de atraso
ω	Aceleração

SUMÁRIO

1	<u>INTRODUÇÃO</u>	24
1.1	<u>Motivação</u>	24
1.2	<u>Estado da Arte</u>	25
1.3	<u>Justificativas</u>	26
1.4	<u>Objetivos</u>	27
1.5	<u>Organização dos Capítulos</u>	28
2	<u>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</u>	29
2.1	<u>Sistemas biológicos</u>	29
2.1.1	<u>Funcionamento do coração</u>	29
2.1.2	<u>Sistema nervoso central e eletroencefalograma</u>	31
2.1.3	<u>Sistema nervoso da visão.</u>	34
2.1.4	<u>Sistema nervoso autônomo</u>	36
2.1.5	<u>Exercício respiratório</u>	38
2.2	<u>Análises de Séries não lineares</u>	39
2.2.1	<u>Sistemas não lineares e complexos</u>	39
2.2.2	<u>Modelos matemáticos de oscilador para ECG</u>	42
2.2.3	<u>Efeitos dos ruídos na análise do sinal</u>	44
2.2.4	<u>Teorema de Takens e expoente de Lyapunov</u>	45
2.2.5	<u>Análise de recorrência</u>	51
2.2.6	<u>Análises de Sinais em Neurociências</u>	57
3	<u>METODOLOGIA</u>	61
3.1	<u>Osciladores</u>	61
3.1.1	<u>Oscilador de Duffing</u>	61
3.1.2	<u>Modelos de osciladores para sinal do coração</u>	72
3.2	<u>Coleta de dados e pré-processamento</u>	75
3.2.1	<u>Sistema de aquisição de sinais de eletrocardiograma</u>	75
3.2.2	<u>Aquisição de Sinais durante a execução dos exercícios respiratórios</u>	87
3.2.3	<u>Aquisição e pré-processamento dos sinais de eletroencefalograma</u>	87
3.3	<u>Análise de sinais</u>	88
3.3.1	<u>Sinais do coração</u>	88
3.3.2	<u>Sinais do sistema nervoso</u>	90

3.4	<u>Análise de arritmia sinusal respiratória</u>	93
4	<u>RESULTADOS E DISCUSSÕES</u>	95
4.1	<u>Modelo matemático do eletrocardiograma</u>	95
4.1.1	<u>Ajuste do modelo eletrocardiograma com oscilador</u>	95
4.1.2	<u>Utilizando o oscilador com modulação do sistema nervoso autônomo</u>	97
4.1.3	<u>Análise de bifurcação do sistema oscilador</u>	100
4.2	<u>Análise dos sinais do eletrocardiograma</u>	101
4.2.1	<u>Análise da interferência dos sinais musculares no eletrocardiograma</u>	101
4.2.2.	<u>Qualidade da filtragem dos sinais de eletrocardiograma</u>	107
4.2.3	<u>Análise dos sinais de eletrocardiograma no exercício respiratório</u>	108
4.2.4	<u>Análise de recorrência dos sinais de eletrocardiograma no exercício respiratório</u>	112
4.3	<u>Caracterização da complexidade das ondas alfa do eletroencefalograma</u>	113
4.3.1	<u>Observações sobre as amostras de eletroencefalograma no tempo e na frequência</u>	113
4.3.2	<u>Análise estatística dos sinais no tempo</u>	117
4.3.3	<u>Análise de correlação entre os eletrodos das ondas alfa no tempo</u>	119
4.3.4	<u>Análise da estabilidade das órbitas</u>	120
4.3.5	<u>Análise de recorrência das ondas alfa no tempo</u>	124
4.3.6	<u>Análise de quantificação de recorrência no espectro de frequências</u>	133
4.4	<u>Análise de arritmia sinusal respiratória</u>	137
4.4.1	<u>Observação dos sinais de EEG e ECG no tempo e na frequência</u>	137
4.4.2	<u>Análise de recorrência dos sinais de EEG no tempo</u>	141
4.4.3	<u>Análise de recorrência dos sinais de EEG na frequência</u>	144
4.4.4	<u>Análise de concentração de recorrência em bandas de frequência</u>	149
5	<u>CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS</u>	153
	<u>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</u>	155

INTRODUÇÃO

Os sistemas biológicos são de funcionamento complexo e ainda não totalmente conhecido. A variabilidade de funcionamento do sistema cardiorrespiratório é importante para atender o equilíbrio homeostático do corpo, como a necessidade de maior oxigenação nos momentos de exercícios físicos, ou a variação da pressão arterial devido a desequilíbrios químicos. O sistema nervoso varia seu funcionamento por estímulos externos, além de fazer um processamento complexo de informações. O funcionamento dos sistemas biológicos também depende de outros parâmetros como a faixa de idade, sexo, condições de saúde [1].

Exames baratos e não invasivos como o eletrocardiograma e o eletroencefalograma ajudam a compreender o funcionamento de sistemas biológicos.

Os sistemas nervoso e cardiorrespiratório interagem entre si em algumas circunstâncias, como por exemplo, a química corporal faz o sistema nervoso autônomo alterar a velocidade dos estímulos elétricos que impulsionam a contração do coração.

As análises dos sistemas biológicos complexos estão sendo aprofundadas por diversas técnicas não lineares com o objetivo de reconhecer padrões de funcionamento dos órgãos.

1.1 Motivação

Sistema cardiovascular humano é complexo. O coração bombeia sangue que transporta O_2 , nutrientes e hormônios para todo o corpo e neste fluxo são retirados os resíduos metabólicos.

A variabilidade dos períodos dos ciclos de bombeamento é regulada pelo sistema nervoso autônomo conectado ao nódulo sinoatrial do coração.

A lesão medular danifica parcial ou totalmente a comunicação do Sistema Nervoso Central com os sistemas periféricos ligados a medula espinhal abaixo do nível da lesão. Além da diminuição ou perda da sensibilidade e dos movimentos voluntários podem ocorrer danos ao Sistema Nervoso Autônomo que atua sobre o Sistema Cardiorrespiratório se a lesão estiver acima da vértebra T5 [2].

O Sistema Nervoso Simpático aumenta a frequência cardíaca, o fluxo de sangue e a oxigenação dos tecidos, isto é essencial durante os exercícios físicos. O Sistema Nervoso Parassimpático diminui a frequência cardíaca, por exemplo, nos momentos de repouso, o que ajuda a preservar o funcionamento dos músculos cardíacos.

As pessoas com paraplegia ou tetraplegia geralmente apresentam redução da capacidade respiratória e cardíaca pela restrição de movimentos corporais que afeta a circulação ou devido à lesão afetar a parte do sistema nervoso que controla o funcionamento dos órgãos. O sedentarismo pode levar a patologias como o diabetes mellitus, obesidade, e doenças cardiovasculares e respiratórias. O ritmo cardíaco do lesionado apresenta características específicas, podem aparecer crises de disautonomia, sendo importante o acompanhamento do funcionamento do coração e pulmões durante a recuperação e reabilitação do lesionado. Os exercícios físicos e acompanhamento médico do Sistema Cardiorrespiratório, respeitando as características da lesão e as limitações físicas pode se evitar complicações para o lesionado e aumentar sua longevidade [3].

Motivada pela possibilidade de compreender melhor a relação entre o sistema nervoso e o cardiorrespiratório através de técnicas análises não lineares de sinais biológicos elétricos, e do aperfeiçoamento de modelo matemático de eletrocardiograma foi gerado este trabalho.

1.2 Estado da Arte

Os sistemas biológicos têm comportamento complexo, com não linearidades, variam no tempo devido às condições ambientais, descontinuidades e uma ampla gama de características genéticas ou distúrbios biológicos.

A análise de sinais biológicos é de grande interesse porque ajuda nos cuidados com a saúde, e a melhorar a qualidade de vida.

Nesse contexto, técnicas não lineares para melhor entender esses sistemas estão recebendo crescente atenção dos pesquisadores. Marwan *et al.* [4] detectou e quantificou as fases laminares com base na variabilidade do coração antes de uma arritmia cardíaca com risco de vida. Usando técnicas não lineares é possível detectar efetivamente a presença de doença arterial coronariana [5]. Em outro trabalho foi alcançado 80% de sucesso na detecção crônica de insuficiência cardíaca [6]. Outra questão importante foi abordada por [7] a importância da análise do ruído injetado no sistema para análise do determinismo dos resultados das análises do comportamento do sistema. Nos estudos do mecanismo fisiológico, McCraty e Shaffer [8] e Nardelli *et al.* [9] investigaram efeitos psicológicos no ritmo cardíaco. No trabalho de Santos *et al.* [10] a medida de tendência central foi usada para avaliar a variabilidade da frequência cardíaca. Marwan N, Zou Y, Wessel N, Riedl M e Kurths J [11] investigaram a assimetria dos acoplamentos entre frequência cardíaca, pressão arterial média e respiração usando probabilidades condicionais de recorrência. E, Rolink, *et*

al. [12] aplicaram o RQA para analisar as diferenças entre os estágios do sono e o despertar usando eletrocardiograma (ECG), esforço respiratório (ER), frequência cardíaca (FC) e as combinações {ECG + ER} e {ER + HR} para análise do sono.

Outra ferramenta utilizada para melhor conhecer o funcionamento dos sistemas dinâmicos é o desenvolvimento de modelos matemáticos. Modelos que reproduzam a dinâmica do coração auxiliam no seu estudo e na identificação de parâmetros que influenciam seu funcionamento.

Já foram feitos estudos que geraram modelos que representem o sinal do eletrocardiograma. Um estudo criou um modelo que reproduz o intervalo QT e a amplitude R, com diferentes frequências em uma trajetória espacial de fase tridimensional [13]. Os autores de [14] construíram um modelo com o acoplamento de sinais sinusoidais e exponenciais, com os índices de variação. Com ênfase nos osciladores com acoplamento linear [15] para gerar um modelo de sincronização fisiológica. Os osciladores de relaxação de (Van der Pol de 1928) [16] foram analisados na modelagem de sistemas biológicos. A intensidade e natureza da sincronização do acoplamento de dois osciladores foram analisadas por [17], foi demonstrado que a interferência de um terceiro oscilador, como forçando o sistema, também nesta linha [18] propõe um modelo matemático para descrever os ritmos cardíacos, considerando três osciladores de Van der Pol modificados conectados com acoplamentos de atraso de tempo. Em outra abordagem [19] criou um modelo de oscilador que acoplou dois osciladores filtrados de Van der Pol, com retificação de meia onda e um filtro passa-baixa similar ao oscilador de ponte de Wien para simular o sinal de ECG. O trabalho [19] também foi referência para [20] com osciladores fracionários, que alteram o complexo QRS.

1.3 Justificativas

Uma análise mais profunda de um sistema complexo revela causas e consequências do determinismo de seu funcionamento. As ferramentas usadas para analisar esses sistemas foram desenvolvidas com a intenção de revelar padrões. Como exemplos de sistemas biológicos complexos relevantes temos o cardiorrespiratório e o nervoso.

Conhecer melhor estes sistemas possibilita identificar seu perfil de funcionamento normal e anomalias.

As análises de questões biológicas específicas e ainda não abordadas na literatura geram material para novos tipos de avaliações dos sistemas por profissionais da área médica e desportiva.

O aperfeiçoamento de modelos matemáticos do funcionamento dos sistemas biológicos possibilita demonstrar detalhes de seu funcionamento.

A construção de novas técnicas de análise de sistemas não lineares possibilita melhor compreender seu perfil de funcionamento em características específicas.

O trabalho motivado para a melhor compreensão da arritmia sinusal respiratório que possibilitaria as pessoas com lesão medular melhor atuar sob o funcionamento de seu coração se propõem a gerar subsídios para compreender melhor o funcionamento do coração e do sistema nervoso, e da interação entre os dois.

1.4 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é aprofundar o conhecimento do funcionamento dos sistemas cardiorrespiratório e nervoso, da complexa relação entre eles, e da possibilidade de controle do ritmo do coração.

Criar formas de análise do sistema cardiorrespiratório e nervoso que utilizem baixos recursos financeiros e possam ser utilizadas de modo amplo.

Os objetivos específicos são:

Utilizar as técnicas de análise de quantificação de recorrência em análises de situações específicas de funcionamento dos sistemas utilizando seus sinais coletados de forma relativamente barata.

Aperfeiçoar um modelo matemático do eletrocardiograma para que possa ser utilizado de forma comparativa em análises de sinais coletados experimentalmente.

Criar uma variação de uma técnica de análise de sistemas complexos que possibilite verificar longas séries temporais em uma única análise.

Verificar a relação entre o sistema nervoso e o coração em estados comparativos de repouso e fazendo exercício respiratório que melhora a concentração dos esportistas antes das competições.

Quantificar a relação entre variabilidade da frequência cardíaca e exercício respiratório.

Verificar e quantificar o comportamento do EEG (eletroencefalograma) em relação ao ECG, durante a execução dos exercícios respiratórios.

1.5 Organização dos Capítulos

A questão da lesão medular e a variação da frequência cardíaca que motivou o trabalho gerou a necessidade de melhor conhecer o assunto tanto pelo lado biológico, quanto pelas possibilidades de análise dos sistemas. No capítulo Fundamentação Teórica é mostrado um resumo da fundamentação teórica que foi feita para trabalhar nesta questão. No capítulo Metodologia aborda a metodologia de trabalho; a construção e análise de osciladores; a construção de equipamento para coleta de sinais; a coleta de dados biológicos que seriam utilizados nas análises e na modelagem e o pré-processamento para preparar estes dados. No capítulo Resultados e Discussões apresentamos os resultados e discussões sobre o trabalho com modelo matemático para eletrocardiograma e também as análises dos sinais biológicos. E o capítulo Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros trás as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Sistemas biológicos

Neste trabalho vamos captar dados para eletrocardiograma e eletroencefalograma. Os dados do coração serão captados em estado normal e fazendo exercícios respiratórios que provocam a arritmia sinusal respiratória. Os dados do sistema nervoso serão captados em estado normal, com os olhos fechados e fazendo o exercício respiratório. Os dados serão analisados em eventos individuais de forma comparativa e em conjunto buscando características das relações entre os sistemas.

2.1.1 Funcionamento do coração

O coração órgão vital do sistema biológico humano é um conjunto de bombas. O átrio direito recebe o sangue que chega do corpo. Este contrai e bombeia o sangue para o ventrículo direito. Deste, o sangue é bombeado para o pulmão para ser oxigenado. O sangue arterial advindo do pulmão é recebido no átrio esquerdo, que o bombeia para o ventrículo esquerdo. Este impulsiona o sangue para o sistema circulatório de todo o corpo. Os ciclos de bombeamento são estimulados por impulsos elétricos gerados nos nodos sinoatrial e atrioventricular e conduzidos por fibras especializadas pela musculatura das câmaras do coração, ilustrado na Fig. 1. As contrações dos músculos cardíacos tem um período mais lento que dos músculos esqueléticos, possibilitando o fluxo ordenado de sangue. Os músculos dos átrios não sofrem uma nova contração em período menor que 0,15 s, e os dos ventrículos em 0,25 a 0,30 s [1].

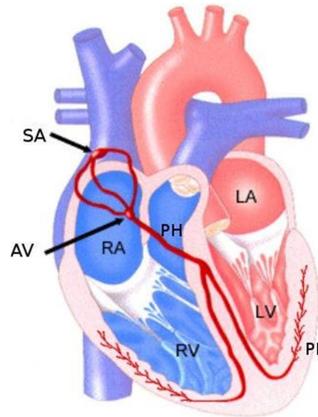
O estímulo elétrico para contração dos músculos se inicia no nodo sinoatrial, que se localiza no átrio direito, o estímulo elétrico percorre os átrios e chega ao nodo atrioventricular em cerca de 0,1 s, tempo para contração dos átrios e envio do sangue para os ventrículos.

Estes sinais elétricos que estimulam a contração do coração também se propagam pelos órgãos internos, chegando à pele do indivíduo. Como o sinal elétrico chega a diferentes pontos da pele em tempos diferentes é gerada uma diferença de potencial, que pode ser captada por sistema eletrônico de instrumentação adequado.

A amplitude e forma do sinal dependem do ponto onde os eletrodos estão fixados. Quando o eletrodo é colocado diretamente sobre os ventrículos, o complexo QRS pode atingir

3 a 4 mV, sendo que para esta tensão o potencial na fibra muscular do coração é de 110 mV. A amplitude da onda P na pele é de 0,1 a 0,3 mV, e da onda T de 0,2 a 0,3 mV [1].

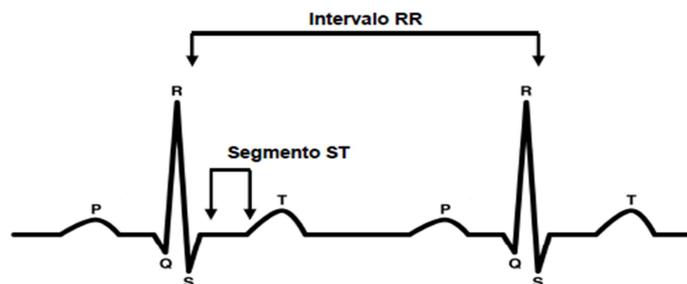
Figura 1 – Ilustração dos pontos de estímulo elétrico no coração.



Fonte: https://www.researchgate.net/figure/Figura-17-Estruturas-eletricas-do-coracao-SA-No-Sinoatrial-AV-No-Atrioventricular_fig8_326489547.

O eletrocardiograma de um indivíduo em repouso, representado na Fig. 2, apresenta frequência cardíaca média de 50 a 100 batimentos por minuto, ciclos de 0,83 a 1,67 Hz. A onda P referente à despolarização dos átrios, quando em estado padrão é composta de frequências abaixo de 15 Hz. O complexo QRS referente ao estímulo elétrico de despolarização dos ventrículos apresenta as maiores frequências, concentradas entre 10 e 50 Hz, de amplitude entre 2 a 3 mV. O segmento ST, que é uma linha isoeletrica, referente ao intervalo entre a despolarização e repolarização dos ventrículos, com tempo médio de 300 ms. A onda T é gerada na repolarização dos ventrículos.

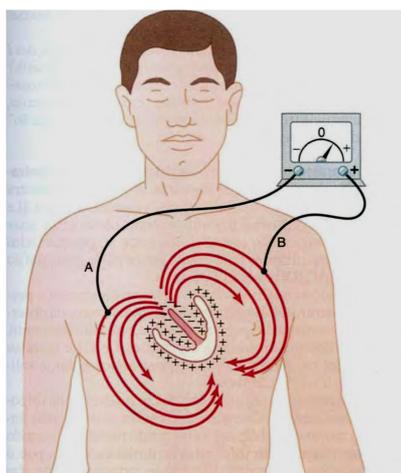
Figura 2 – Estímulos elétricos de contração das câmaras do coração.



Fonte: adaptado de [1]

Nenhum potencial é registrado no eletrocardiograma quando o músculo ventricular está completamente polarizado ou completamente despolarizado. Quando o ventrículo está parcialmente polarizado a corrente elétrica flui entre estas partes chega até a pele, ilustrado na Fig. 3.

Figura 3 – Fluxo de corrente elétrica no coração, quando parcialmente polarizado.



Fonte:[1]

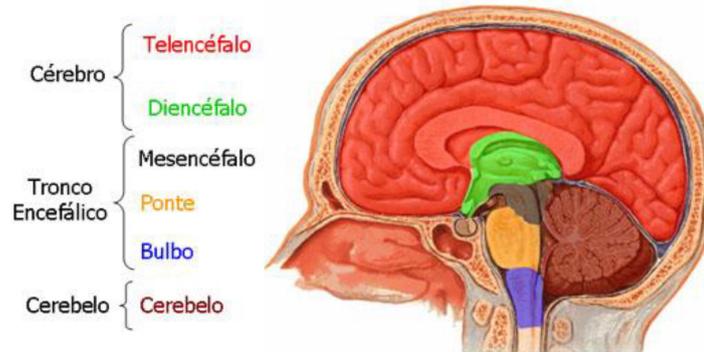
O diagnóstico das arritmias cardíacas depende principalmente das relações temporais entre as diferentes ondas do ciclo cardíaco. Mas, quando se busca diagnosticar lesão no músculo atrial ou ventricular é importante saber quais as derivações do ECG estão sendo utilizadas porque as anomalias da condução de impulsos elétricos e da contração do músculo cardíaco não aparecem em todas as derivações.

2.1.2 Sistema nervoso central e eletroencefalograma

Outro sistema biológico que vamos trabalhar é o nervoso. O sistema nervoso é composto pela parte central, encéfalo e medula; e pela parte periférica. O encéfalo inclui o cérebro, o tronco encefálico e o cerebelo. A Figura 4 ilustra a composição do encéfalo.

O sistema nervoso é formado de conjunto de neurônios que se conectam de forma organizada [1]. Esta conexão organizada possibilita realizar tarefas de recepção de informações dos órgãos sensoriais; transmitir estas informações a outros neurônios através das conexões sinápticas para interpretação e gerar uma resposta que leve a uma ação motora. Os neurônios atuam em uma rede de ligações dinâmica, com até 200.000 conexões sinápticas aferentes de acordo com a função que devem executar, e somente uma conexão eferente.

Figura 4 - Composição do encéfalo.



Fonte: (Ibañez Nunes – UFJF)

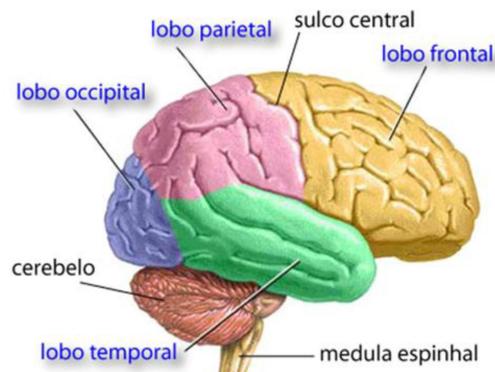
As funções do sistema nervoso se dividem em somática e autônoma. Além do sensorial, o cérebro armazena informações, faz associações destas informações e origina novas informações. E também controla vários processos do organismo, como temperatura corporal; ciclos do sono; batimentos cardíacos.

Os neurônios têm como característica fisiológica vida longa, podem aumentar e criar novas ligações, mas em caso de lesão não se regeneram.

O sistema nervoso é plástico, moldado pelas experiências humana, como hormônios; estímulos físicos; mentais; emocionais; e traumas.

O telencéfalo, ilustrado na Fig. 5, é composto de dois hemisférios direito e esquerdo, os hemisférios se separam no sulco central coronal. Os hemisférios são divididos em formações separadas por sulcos transversais, os lobos. O lobo frontal parte anterior da cabeça; lobo parietal na parte centro posterior; lobo occipital na parte pósterio inferior; o lobo temporal na lateral da cabeça; e a insula.

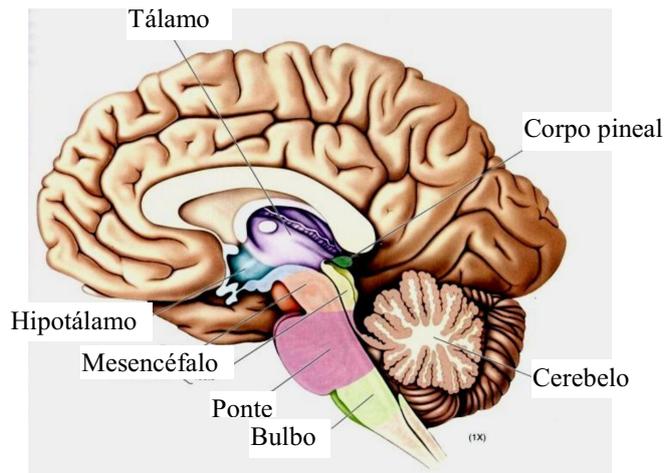
Figura 5 – Vista lateral do telencéfalo



Fonte: (Ibañez Nunes – UFJF)

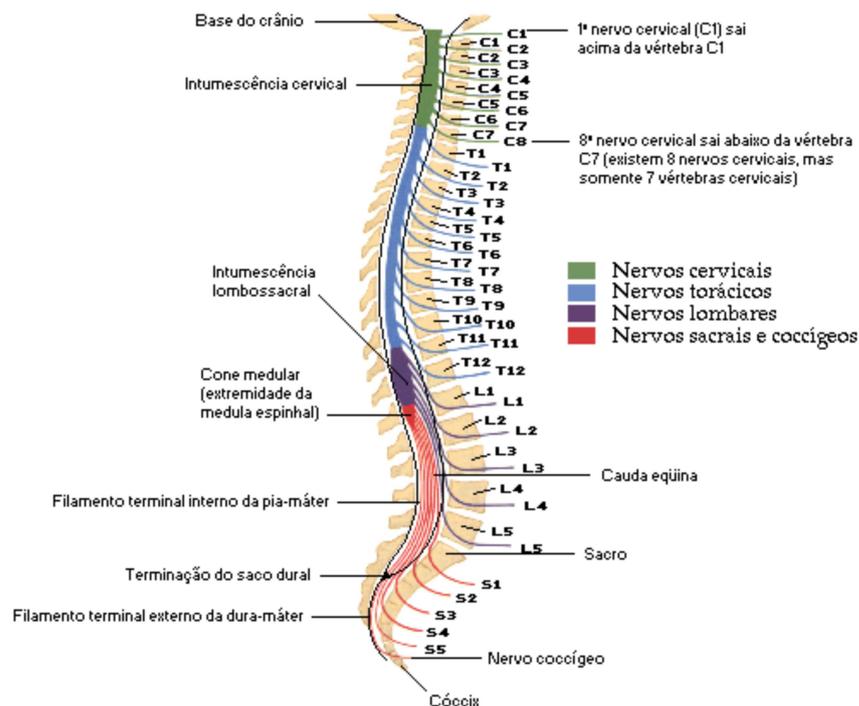
O diencefalo está localizado na parte central inferior do cérebro e é composto por uma arquitetura de várias estruturas complexas e de funcionamento pouco conhecidos. Algumas estruturas são o tálamo; aderência intertalâmica; sulco hipotalâmico; III ventrículo; plexo coroide; forame interventricular; hipotálamo e epitalamo. A Figura 6 ilustra a região do diencefalo. O mesencéfalo, ponte e bulbo estão abaixo do diencefalo. Na lateral destes o cerebelo.

Figura 6 – Vista interna lateral do diencefalo.



Fonte: (Ibañez Nunes – UFJF).

Figura 7 – Medula espinhal.



Fonte: (Ibañez Nunes – UFJF).

A medula tem forma cilindroide, levemente achatada no sentido anteroposterior; seu calibre não é uniforme, e tem duas dilatações; possui uma intumescência cervical e outra intumescência lombo-sacra.

As ramificações nervosas que se originam na medula são ilustradas na Fig. 7, com conjuntos de nervos cervicais; torácicos; lombares; sacrais e coccígeos.

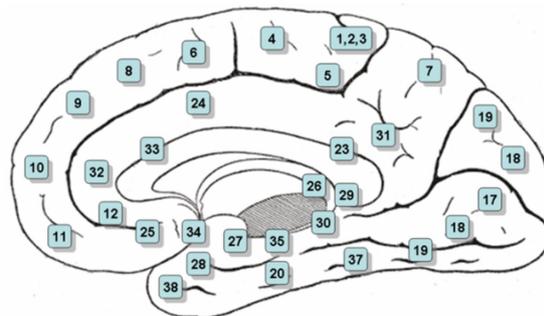
2.1.3 Sistema nervoso da visão

As regiões do córtex cerebral foram classificadas pelo alemão Korbinian Brodmann em 1909, com base nas estruturas citoarquitetônicas e organização de suas células.

Nesta classificação destacamos as áreas que serão captados sinais para análise. Estas estão ilustradas na Fig. 8:

- Área 5 e 7 - córtex de associação somatossensorial: visão espacial, uso de ferramentas, memória de trabalho;
- Área 8 - inclui campos oculares frontais: associado com o controle do movimento dos olhos;
- Área 9 - córtex dorsolateral pré-frontal: associado com lógica e cálculos;
- Área 10 - córtex pré-frontal anterior associado com atenção e alerta;
- Área 11 e 12 - área orbito-frontal: associado ao processo decisório e comportamentos éticos;
- Área 17 - córtex visual primário (V1);
- Área 18 - córtex visual secundário (V2);
- Área 19 - córtex visual associativo (V3, V4, V5).

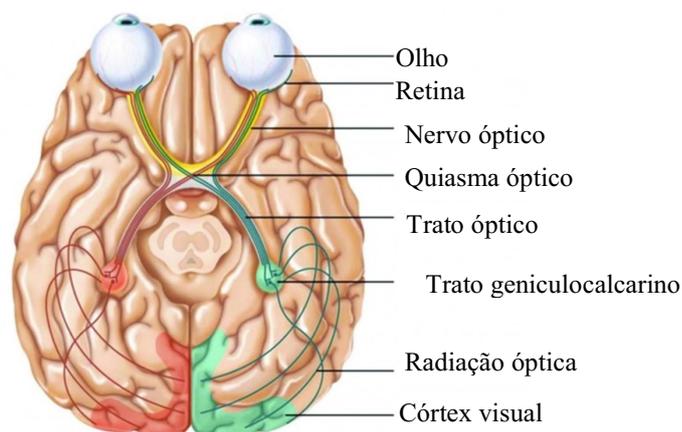
Figura 8 – Vista lateral interna das áreas de Brodmann.



Fonte: (Carter e Gray (1918)).

Especificamente alguns testes deste trabalho serão realizados com a visão. A Figura 9 ilustra as principais vias de ligação dos órgãos sensoriais da visão às respectivas regiões do córtex cerebral. As fibras de cada lado dos olhos se conectam ao tálamo, órgão que decodifica e controla a visão, e do tálamo outras fibras se ligam ao córtex da região occipital do cérebro [1].

Figura 9 – Sistema visual central.



Fonte: <http://www.cmsatisloh.com.br/entendendo-a-visao-via-optica-e-cortex-visual/>.

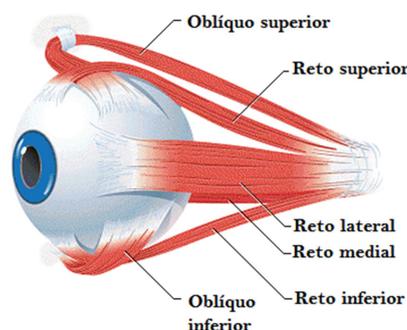
O córtex visual localizado no espaço medial da região occipital divide-se em um córtex primário e outras regiões secundárias. A área primária está ligada com a visão direta. As áreas secundárias situam-se ao redor da área primária e estão relacionadas à análise do significado visual. O córtex primário está à área 18 de Brodmann, onde são processados os sinais visuais [1].

Os movimentos dos olhos são controlados por três pares de músculos, ilustrados na Fig. 10 os retos medial e lateral; os oblíquos e os retos superior e inferior [1]. Cada conjunto de músculos é innervado separadamente, mas atuam em conjunto para realizar os movimentos, como estão ligados a locais diferentes do córtex, demonstra a circulação de informações entre locais do córtex.

O eletroencefalograma EEG começa a ser estudado em 1920, pelo neuropsiquiatra alemão Hans Berger. Os eletrodos fixados ao couro cabeludo captam sinais elétricos das atividades das células nervosas do córtex cerebral. O sinal do EEG de superfície tem amplitude muito baixa, assim acredita-se que os sinais gerados nas estruturas mais internas, subcorticais, como os gerados no tálamo não possuam amplitude suficiente para serem percebidos na superfície da pele com os atuais equipamentos. O EEG convencional não

detecta alterações fisiológicas que gerem processamento somente na região mais interna do cérebro, tronco encefálico e cerebello.

Figura 10 – Músculos extraoculares.



Fonte: <http://limatreinamento.blogspot.com.br/2015/06/movimento-dos-olhos.html>.

Os sinais elétricos do EEG são resultado da comunicação de informações de um conjunto de neurônios. A variação de potencial na membrana dos neurônios é de dois tipos: potencial excitatório e inibitório pós-sináptico; e potencial de ação que se propaga para o axônio. A liberação da sinapse dos neurotransmissores produz potenciais excitatórios ou inibitórios nas membranas pós-sinápticas do outro neurônio.

Os potenciais pós-sinápticos produzem campos de potenciais elétricos extracelulares que podem ser registrados na calota craniana. Sendo os principais geradores da atividade elétrica captada pelo EEG.

O sistema tálamo-cortical do cérebro gera impulsos elétricos na faixa de frequência de 7,5 a 12,5 Hz, denominada faixa de ondas alfa. Este sinal pode ser captado através do EEG em todo o escalpo devido a sua propagação no tecido biológico, mas sua maior amplitude é detectada na região occipital do córtex cerebral quando os olhos estão fechados [21-22].

O sinal de eletroencefalograma EEG captado no escalpo tem amplitude de micro Volts, o que torna a captação do sinal sensível a ruídos eletromagnéticos de outras fontes e a interferências de movimentações mecânicas da pessoa durante a coleta. Estes artefatos podem mascarar o traçado do sinal e até interferir no diagnóstico clínico [23].

2.1.4 Sistema nervoso autônomo

O sistema nervoso autônomo regula o funcionamento dos outros sistemas do corpo através de estímulos elétricos. Controla a pressão arterial; os movimentos gastrointestinais; o

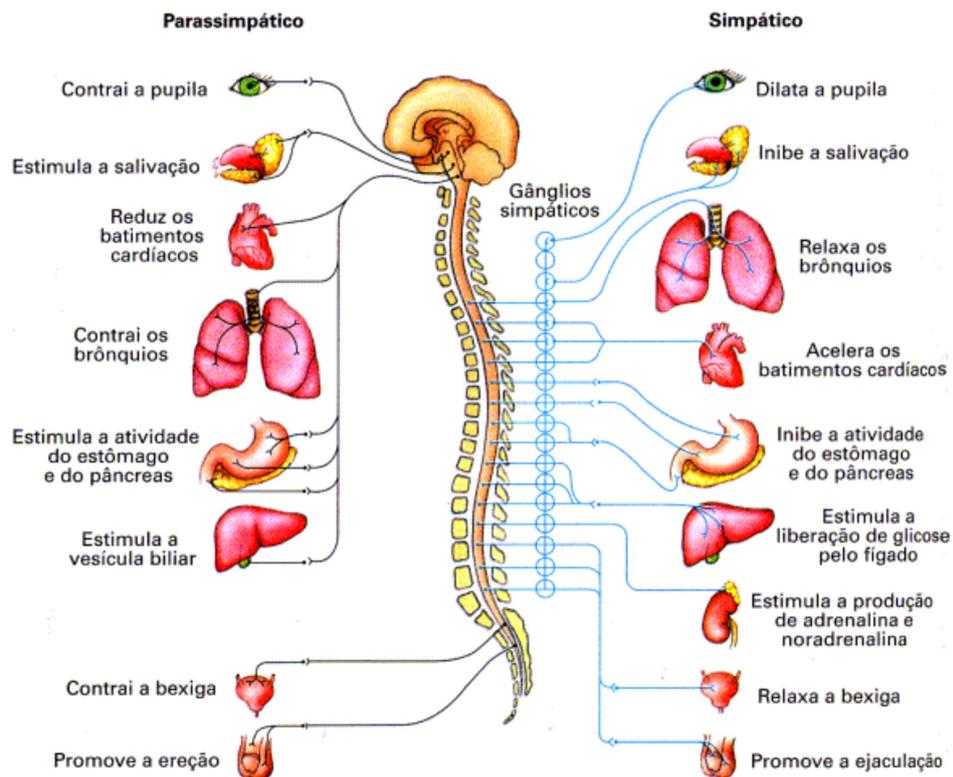
esvaziamento da bexiga; temperatura corporal, entre outros. Esta é uma atuação inconsciente para o indivíduo.

O sistema nervoso autônomo atua de forma rápida, em 3 a 5 s. Ele pode dobrar a frequência cardíaca em 10 a 15 s. Pode também dobrar ou dividir ao meio o valor da pressão arterial causando desmaio.

O sistema nervoso periférico pode atuar através de estímulos gerados no próprio sistema nervoso central ou através de estímulos eletroquímicos criados em órgãos viscerais respondendo com controle do órgão.

O sistema autônomo é subdividido em simpático e parassimpático. O simpático emerge dos nervos espinais entre as vertebrae T1 e L2. O coração recebe muitas fibras do simpático da região cervical da coluna vertebral. O sistema parassimpático emerge da base do crânio, Fig.11. O simpático aumenta a frequência cardíaca e a força de contração dos músculos cardíacos, dilata os pulmões e aumenta levemente a constrição dos vasos sanguíneos. O parassimpático diminui a frequência cardíaca, diminui a força de contração dos átrios, contrai os brônquios dos pulmões. O simpático aumenta a eficácia da bomba cardíaca e o parassimpático relaxa o sistema diminuindo o bombeamento [1].

Figura 11 – Ilustração da conexão do sistema nervoso autônomo ao coração.



A alteração do ritmo de estímulo cardíaco é importante no equilíbrio homeostático do corpo. A frequência cardíaca acima do padrão, taquicardia, se caracteriza por batimentos acima de 100/min, pode ser causada por aumento da temperatura corporal, estimulação do coração pelos nervos simpáticos, patologias tóxicas do coração. A bradicardia é a frequência cardíaca lenta abaixo de 60 batimentos por minuto. Uma regulação fisiológica desta bomba tem como exemplo o coração do atleta que é acostumado a um maior bombeamento de sangue para o corpo do que uma pessoa sedentária, quando em repouso a excessiva quantidade de sangue causa o reflexo de diminuir os batimentos do coração abaixo de 60/min para compensar o sistema mais potente.

O eletrocardiograma possibilita identificar várias patologias cardiorrespiratórias, e também o condicionamento físico do paciente ou do esportista através dos testes ergométricos.

2.1.5 *Exercício respiratório*

O ritmo cardíaco precisa variar para que exista o equilíbrio homeostático do organismo. A arritmia sinusal respiratória acontece quando a pessoa faz respirações profundas. A amplitude do complexo QRS varia durante as respirações profundas. Isto se deve a alternância de impulsos transmitidos pelos sistemas simpático e parassimpático ao nó sinoatrial.

Na arritmia sinusal respiratória RSA acontece também a variabilidade da frequência cardíaca em sincronia com a respiração. A frequência aumenta durante a inspiração e diminui durante a expiração. A RSA é utilizada para avaliação da resposta do sistema nervoso autônomo sobre o coração. E também, estudos anteriores demonstraram que a eficiência da troca gasosa pulmonar melhora com a RSA, sugerindo um papel fisiológico ativo. O sincronismo combinado da ventilação alveolar e sua perfusão com RSA dentro de cada ciclo respiratório poderia conservar o gasto de energia, suprimindo batidas desnecessárias do coração durante a expiração e a ventilação ineficaz durante o refluxo da perfusão, passagem de líquido através do sistema circulatório ou linfático para um órgão ou tecido. Estudos também sugerem uma possível dissociação entre RSA e controle vagal da frequência cardíaca, sugerindo controles diferenciais entre a modulação respiratória do fluxo vagal cardíaco e o tônus vagal cardíaco. A variabilidade da frequência cardíaca em sincronia com a respiração é um fenômeno biológico, que pode ter uma influência positiva na troca de gases no nível do pulmão através de ventilação eficiente [24]. Observando as diferentes visões da causa da

arritmia surgiu o interesse em aprofundar os estudos e tentar aproveitá-la para o controle da frequência cardíaca.

A arritmia sinusal respiratória RSA aparece como resposta a doenças crônicas, como obesidade, diabetes mellitus e hipertensão. Alguns estudos têm documentado redução RSA entre os indivíduos de risco antes do início da doença. Sugerindo que a diminuição da atuação do parassimpático no coração tem referência com as doenças crônicas [25].

Ainda neste trabalho de [25] foi concluído que o RSA foi um significativo preditor negativo de hipertensão após contabilização de outros fatores de risco tradicionais, incluindo idade, IMC e diabetes. Justificando a importância de aprofundar o estudo das respostas do RSA, nos processos de doenças cardiovasculares.

Kovacs [26] em 2016 publicou resultados de uma pesquisa com adolescentes com sintomas depressivos e a relação com o exercício respiratório que provoca a arritmia sino respiratória. Concluindo que os episódios de depressão recorrente apresentam relação com resultados inadequados de testes com o exercício respiratório e podem ajudar a diagnosticar as crises de depressão.

Revisando as características biológicas direcionadas ao objetivo do trabalho verificamos a complexidade dos sistemas. A seguir no subtítulo 2.2 revisamos o que já existe para análise dos sinais com o objetivo de embasar a metodologia que será utilizada.

A revisão bibliográfica gerou um trabalho - A DINÂMICA DO CORAÇÃO E A LESÃO MEDULAR - que foi apresentado no Encontro Nacional de Engenharia Biomecânica – ENEBI 2015. Anexo I.

2.2 Análises de séries não lineares

2.2.1. *Sistemas não lineares e complexos*

A fisiologia humana é muito complexa, e ainda superficialmente compreendida. Os sistemas biológicos que compõem o corpo têm um padrão básico de desempenho de suas funções. E também, diversas especificidades pessoais de funcionamento. As características dos entes biológicos se devem à genética, ao ambiente externo, a idade, e condições de saúde.

Os sistemas biológicos são deterministas para manter a vida do indivíduo. Os órgãos e os sistemas que compõem um corpo possuem uma dinâmica complexa, porque depende de diversas variáveis em seu funcionamento.

Em uma observação mais geral de sistemas dinâmicos. As não linearidades são observadas nos mais diversos sistemas.

Um exemplo de sistema não linear é a órbita de um planeta influenciada pela força gravitacional de mais de um orbe. Nos sistemas elétricos as não linearidades estão presentes em sistemas que possuem componentes ou materiais de natureza não linear. Na mecânica de escoamento de fluidos as não linearidades podem ser geradas pela interação fluido/estrutura; pela variação de pressão, temperatura; reações químicas; interações entre fluidos de densidade, ou velocidades diferentes. Salientando que os organismos vivos são compostos de grande percentual de fluidos, com variação de pressão, temperatura e reações químicas, o que os torna muito complexos.

A compreensão das causas e consequências das não linearidades e complexidades tem o objetivo de aperfeiçoar o controle do funcionamento dos sistemas.

Seguindo o conceito de Laplace, toda ação tem uma causa que a determina. O conhecimento mais aprofundado melhora as análises dinâmicas, e exclui o conceito de aleatoriedade.

“Podemos considerar o presente estado do universo como resultado de seu passado e a causa do seu futuro. Se um intelecto em certo momento tiver conhecimento de todas as forças que colocam a natureza em movimento, e a posição de todos os itens dos quais a natureza é composta, e se esse intelecto for grandioso o bastante para submeter tais dados à análise, ele incluiria numa única fórmula os movimentos dos maiores corpos do universo e também os do átomo mais diminutos; para tal intelecto nada seria incerto e o futuro, assim como o passado, estaria ao alcance de seus olhos.” – Pierre-Simon Laplace.

A dinâmica dos sistemas é observada desde os primórdios da vida na luta pela sobrevivência. A compreensão dos fenômenos físicos e biológicos passa pela observação, experimentação, construção de modelos físicos e matemáticos com resolução de sistemas de equações e simulações.

Os sistemas dinâmicos são predominantemente não lineares, mas, em configurações específicas são lineares. Os modelos matemáticos de sistemas não lineares apresentam um conjunto de soluções, não apenas solução específica característica dos sistemas lineares. Em diversos usos os modelos não lineares podem ser linearizados para facilitar a solução. O que gera descarte dos efeitos não lineares no sistema. A técnica é eficiente quando não é necessário maior aprofundamento na solução, mas gera perda na qualidade.

As técnicas de análise e solução de sistemas dinâmicos têm diversas abordagens, que dependem da finalidade e do tipo de sistema. Os modelos matemáticos que representam a

dinâmica do sistema no espaço de estados são adequados para análises após estabilização. O período transitório pode ser analisado através de funções de transferência. Os modelos mais complexos objetivam maior precisão na representação do sistema, sendo que os sistemas biológicos geram modelos grandes e para casos gerais, sendo para muitas circunstâncias não exatos devido à grande variação das características do sistema [27].

Monteiro [28] também estuda os sistemas dinâmicos, observando que podem ser analisados pelo seu comportamento no decorrer do tempo em detalhes específicos, ou de forma global, observando a estabilidade, as faixas de convergência e divergência nas possíveis configurações de parâmetros. Essa forma de análise técnica usa descrição da variável de estado, sendo que nesta forma de análises perde-se informação sobre o transitório do sistema.

A maior capacidade de processamento de informações possibilita aprofundar as análises dos sistemas dinâmicos, inclusive os de maior complexidade que podem ser modelados no espaço de estados. Esta modelagem é adequada a sistema com mais de uma entrada e/ou saída; lineares ou não lineares; variantes ou invariantes no tempo, sendo estado o conjunto de variáveis que representam o sistema a qualquer tempo, as equações de espaço de estados, envolvem os valores de entrada; saída e as variáveis de estado, que precisam memorizar a variação do sistema no decorrer do tempo.

Um sistema é considerado complexo quando da interação de suas unidades de composição que possuem comportamento não linear emerge um comportamento que não equivale à soma de comportamento das unidades. A ideia de complexidade acrescenta as tradicionais leis de Newton os conceitos de interconexão, coevolução, caos, estruturas e ordem, quando se observa a dinâmica com maior profundidade e clareza.

Os sistemas dinâmicos complexos costumam ser analisados primeiramente determinando o comportamento individual de cada unidade, e em seguida o tipo de relação entre as unidades [29].

Sistemas biológicos são de modelagem possível, mas difícil. No subtítulo 2.2.2 comentamos o que já existe em modelo para eletrocardiograma, questão que será explorada na metodologia.

2.2.2. Modelos matemáticos de oscilador para ECG

Os sistemas dinâmicos lineares admitem o princípio da superposição: $f(x + y) = f(x) + f(y)$. Os não lineares não atendem a estes a este princípio em todas as regiões de operação, e suas respostas dependem das condições iniciais.

Sistemas dinâmicos são descritos por equações diferenciais (caso contínuo) ou por equações de diferenças (caso discreto), e os modelos matemáticos precisam abranger o funcionamento geral do sistema.

Os osciladores já são muito estudados, por exemplo, se o sistema é do tipo oscilador harmônico simples massa-mola na vertical seu modelo matemático com força F aplicada pode ser dado pela Eq. 1, sendo k a rigidez da mola, se o sistema é linear este parâmetro é constante; m a massa do sistema; g a força da gravidade também constante para o caso linear; x a posição atual e x_0 a posição inicial. O sistema também pode ser expresso em derivadas temporais, como na Eq. 2, sendo a derivada da segunda do deslocamento no tempo relativa à força total que atua no sistema e promove o deslocamento.

$$F = -K(x - x_0) + mg \quad (1)$$

$$m \frac{d^2x}{dt^2} + kx = 0 \quad (2)$$

A criação de modelos passa pela observação do sistema, identificando que leis da física estão atuando sobre o mesmo, quais são as forças, resistências, amortecimentos, se são constantes ou variam com o tempo. Cria-se um modelo geral do sistema. O modelo matemático precisa ser simulado, para validação, isto pode ser feito por solução numérica. Observando as respostas da simulação o modelo pode ser reformulado, e novamente simulado, até se conseguir um modelo simplificado e que atenda o funcionamento geral do sistema. Em caso de se precisar de um funcionamento específico, os parâmetros podem ser alterados para se adequarem.

A dinâmica complexa do coração despertou interesse em gerar modelos para representá-la. Um dos primeiros osciladores que representam o complexo QRS do eletrocardiograma foi feito por Van der Pol e Van der Mark [16], com oscilador de relaxação, Eq. 3.

$$\ddot{v} - \varepsilon(1 - v^2)\dot{v} + \omega^2v = 0 \quad (3)$$

O parâmetro ε se refere ao amortecimento do sistema, deforma o sinal harmônico e cria variação na velocidade do ciclo. O oscilador é harmônico se $\varepsilon = 0$. O termo v^2 pode ser desconsiderado se v é muito pequeno, o que resulta em um sistema harmônico linear amortecido com sinal negativo, que gera uma configuração de operação de ganho de energia, caracterizando o equilíbrio instável do sistema. À medida que v aumenta devido à instabilidade v^2 passa a atuar no sistema. E se v aumenta muito, o termo v^2 predomina. Observando o amortecimento o sistema não é estável, se $|\varepsilon| \gg |\omega|$ e $|v| \ll 1$ [16].

Diversas formas de modelagem do eletrocardiograma já foram trabalhadas, como a que utiliza características do sinal em uma trajetória num espaço de fases tridimensional criada por McSharry [13]. Este modelo reproduz o intervalo QT, a amplitude de R, com a finalidade de criar uma ferramenta para testar algoritmos biomédicos com diferentes frequências de amostragem e níveis de ruído e/ou artefatos de movimento.

Em outro trabalho [14] construíram um modelo com acoplamento de sinais senoidais e exponenciais, com possibilidade de índices de variação que alteram o comportamento do sistema. Seguindo a linha de análise deste trabalho, osciladores com acoplamento linear foram estudados por [15] para gerar um modelo de sincronismo fisiológico das frequências cardíaca e respiratória.

Os osciladores de relaxação de Van der Pol e Van der Mark [16] vêm sendo analisado para uso em modelagem de sistemas biológicos. A intensidade e natureza da sincronização do acoplamento de dois osciladores, e a sincronização dos ritmos em configuração caótica foram analisadas por [17], sendo demonstrado que a interferência de um terceiro oscilador como forçamento do sistema dificulta muito a sincronização dos osciladores. Também nesta linha [18] propõe um modelo matemático para descrever ritmos cardíacos considerando três osciladores de Van der Pol modificados conectados com acoplamentos de atraso de tempo. Em outra abordagem Kaplan [19] que criou um modelo de oscilador acoplando dois osciladores de Van der Pol filtrados, com retificação de meia onda e um filtro passa baixa similar ao oscilador Wien Bridge, para simular o sinal ECG.

O trabalho de Kaplan [19] também foi referência para Das e Maharatna [20] com osciladores fracionários, que alteram o complexo QRS.

2.2.3. *Efeitos dos ruídos na análise do sinal*

Um sistema determinista com variáveis de entrada fixas permite conhecer seu comportamento dinâmico e prever seus estados com o decorrer do tempo. Os sistemas reais, experimentais podem ter sua dinâmica contaminada por ruídos e perturbações. Se o sistema não for robusto, os ruídos e perturbações interferem no comportamento determinista. Os sinais coletados estão acrescidos destas componentes estocásticas. A filtragem da parte estocástica do sinal precisa ser realizada antes da análise do comportamento determinístico, Kantz e Scheiber [30].

O coração é um sistema dinâmico complexo essencial à vida. O eletrocardiograma é importante porque explicita características do coração, desde funcionais básicas que dependem da faixa de idade e sexo; comprometimentos na saúde graves; variações de respostas a estímulos físicos, químicos e emocionais.

O eletrocardiograma é uma técnica não invasiva que capta sobre a superfície da pele os impulsos elétricos que estimulam o coração. O sinal elétrico chega à pele com amplitude extremamente baixa, além de acrescido de interferências da respiração e de movimentos musculares; e ruído eletromagnético do ambiente. A instrumentação de aquisição precisa ser de qualidade para obtenção de uma relação sinal/ruído adequada à análise de dados.

Quando uma pessoa movimentar o corpo durante a aquisição dos sinais de ECG, o sinal eletromiográfico (EMG) e os movimentos da pele em relação ao sensor são adicionados ao sinal criando uma grande perturbação na informação coletada.

O sinal de ECG é pouco aleatório; de baixa SNR; não linear; e não estacionário. Características que trazem uma grande dificuldade de filtrar o ruído; analisar; e gerar diagnósticos. O eletrocardiograma convencional é um sinal com amplitude na faixa de mV, a banda de frequência é de 0,05 a 100 Hz, mas a maior energia é concentrada entre 0,8 a 35 Hz. Em estado normal o intervalo P-R do eletrocardiograma esta na gama de 0,12 a 0,2 segundos. O intervalo QRS é de 0,04 a 0,12 segundos. O intervalo Q-T é inferior a 0,42 segundos e a taxa normal do coração é de 60 a 100 batimentos por minuto.

Conforme discutido em trabalho de Chang [31], o sinal do ECG depende das características físicas, emocionais e psicológicas do participante e também da forma de aquisição de dados, que pode sofrer uma interrupção significativa dos resultados.

Um novo método de filtragem e identificação de sinais biológicos elétricos foi apresentado por [32] onde para determinar a assimetria, e a lateralização da atividade cerebral,

foi utilizada a extensão do algoritmo da decomposição de modo empírico EMD. Esta extensão complexa do algoritmo EMD fornece uma estimativa robusta de assimetria para dados não lineares e não estacionários. A decomposição bivariada do modo empírico facilita a análise multicomponente e a estimativa marginal do espectro marginal de Hilbert crítica para o cálculo da assimetria.

Kærgaard, Jensen e Puthusserypady [33] apresentam uma análise aprofundada do desempenho de dois esquemas de processamento de sinal híbrido, com o método de decomposição em modo empírico EEMD em conjunto com o algoritmo adaptativo bloco de menor média quadrada BLMS gerando EEMD-BLMS; e em outro bloco Transformada discreta de Wavelet DWT combinada com a Rede Neural NN, denominada Wavelet NN /WNN para retirar o ruído dos sinais de ECG. Estes métodos são comparados com os métodos convencionais de EMD e C-EMD; C-EEMD; EEMD-LMS e DWT e DWT-Th através de extensos estudos de simulação de sinais de ECG real e ruído. Os resultados mostraram claramente a superioridade dos métodos propostos.

O processo de separação de ruídos e interferências do sinal é extremamente importante para a correta avaliação. Os sinais biológicos descaracterizados, com perda de informação a princípio devem ser descartados. Para reconstruir um sinal não linear, variável no tempo é necessário conhecer os padrões específicos do sistema com a análise de dados coletados em grandes intervalos de tempo e com diversas perturbações para enriquecer o modelo.

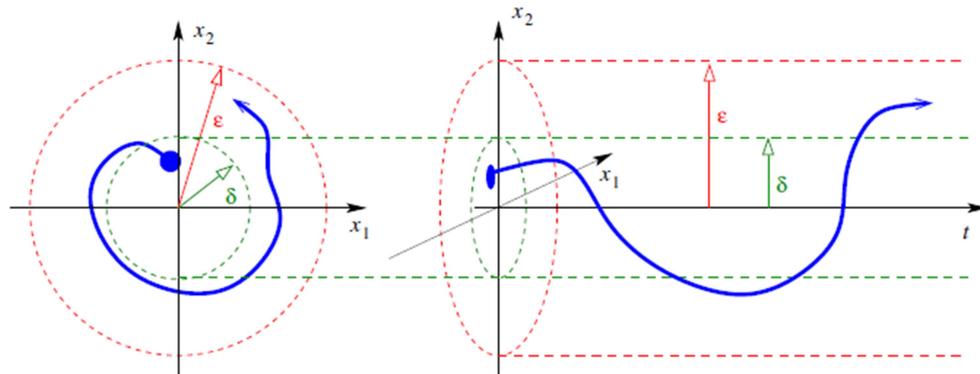
2.2.4. Teorema de Takens e o Expoente de Lyapunov

Um conceito importante para análise de sistemas dinâmicos não lineares é o de estabilidade definido pelo matemático e físico russo Alexander Mikhailovich Lyapunov (1857-1918). Um sistema estável com o decorrer do tempo sua trajetória no espaço de estados tende a permanecer dentro de uma região ou se direcionar a um ponto fixo.

Segundo Lyapunov, um sistema é estável como ilustrado na Fig. 12, se para $\varepsilon > 0$ e $\delta \leq \varepsilon$ qualquer, $\exists \delta(\varepsilon, t_0) > 0$, tal que $\|\vec{x}(t_0)\| < \delta \Rightarrow \|\vec{x}(t)\| < \varepsilon, \forall t \geq t_0$.

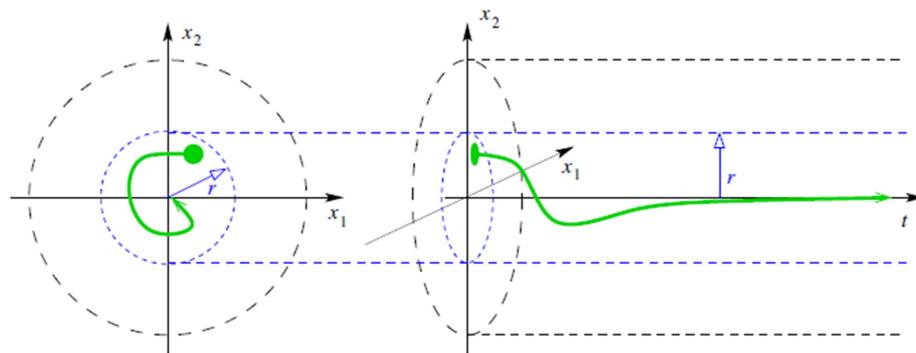
E ainda, um sistema é assintoticamente estável, ilustrado na Fig. 13, se para qualquer, $\exists r(t_0) > 0$, tal que $\|\vec{x}(t_0)\| < r \Rightarrow \|\vec{x}(t)\| \rightarrow 0, t \rightarrow \infty$.

Figura 12 – Sistema dinâmico estável.



Fonte: [N.I.]

Figura 13 – Sistema dinâmico assintoticamente estável.



Fonte: [N.I.]

Outro conceito relevante, fundamentado por Lyapunov, é a estabilidade exponencial em que a estabilidade assintótica acontece com a aproximação do ponto de equilíbrio a uma taxa exponencial λ para $\varepsilon > 0$. Sendo $\exists \delta(\varepsilon, t_0)$ constante para $\alpha > 0$ e $\lambda > 0$, tal que $\|\vec{x}(t_0)\| < \delta(\varepsilon, t_0) \leq \varepsilon \Rightarrow \|\vec{x}(t)\| \leq \alpha \|\vec{x}(t_0)\| e^{-\lambda(t-t_0)}$.

A robustez da estabilidade pode ser analisada pelo método de perturbação, que verifica que tipo e amplitude de perturbação o sistema suporta sem sair da região de equilíbrio.

Os conceitos de estabilidade de Lyapunov são referência para diversos trabalhos. Kantz e Schreiber [30] trazem o conceito de atrator caótico. Nos sistemas dissipativos após o transitório o sistema é atraído para algum subconjunto do espaço de fases, denominado atrator. Em sistemas não caóticos os atratores são pontos fixos, com estados estacionários, ou ciclos limite com o sistema em movimento periódico. Em sistemas caóticos, os atratores ocorrem em pelo menos três dimensões, onde a sequência de expansão e retorno do sistema

produz um movimento caótico. Atratores caóticos possuem geometria complicada, e tipicamente tem estrutura fracionária.

O comportamento do sistema dinâmico real pode ser estudado em detalhes, com dados de um estado coletado no tempo. A técnica de análise de séries temporais criada pelo matemático holandês Floris Takens (1940 – 2010) gera informações sobre as outras variáveis do sistema. O Teorema de Takens (1981) faz a reconstrução do espaço de estados utilizando a imersão dimensional em um espaço vetorial das derivadas desta série temporal e produz um espaço reconstruído similar ao espaço original, e que preserva os invariantes geométricos, tais como os expoentes de Lyapunov [30].

A análise dos sistemas no espaço de estados é realizada em sua representação autônoma. O sistema autônomo é constituído de funções de entrada que não dependem explicitamente do tempo t , um sistema não autônomo pode ser escrito de forma autônoma considerando $x_{n+1} \equiv t$, alterando o sistema como a relação da Eq. 4, [28].

$$\frac{dx_n}{dt} = f_n(x_1, x_2, \dots, x_n, t) \equiv \frac{dx_n}{dt} = f_n(x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}) \quad (4)$$

A transformação das séries numérica em vetores de um sistema autônomo para reconstrução do espaço de fases precisa que estes vetores tenham uma relação Lipschitz continua, Eq. 5. Sendo que, a primeira derivada da série numérica f gera dois espaços métricos (x, dx) e (y, dy) , onde dx é a métrica do conjunto x e dy a métrica do conjunto y . A função é Lipschitz continua se existe uma constante real $k \geq$ zero, que para todo x_1 e x_2 Eq. 5 a trajetória reconstruída é formada pela sequência da Eq. 6, sendo $\vec{\xi}_\alpha$ a posição do ponto no espaço de imersão.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}x(t) &= f(x(t)), \quad t \in Z \\ d_y(f(x_1), f(x_2)) &\leq Kdx(x_1, x_2) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \vec{\xi}_1 &= x(t_1), x(t_1 + h), x(t_1 + 2h) \dots x(t_1 + (d - 1)h) \\ \vec{\xi}_2 &= x(t_2), x(t_2 + h), x(t_2 + 2h) \dots x(t_2 + (d - 1)h) \\ &\quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ \vec{\xi}_\alpha &= x(t_\alpha), x(t_\alpha + h), x(t_\alpha + 2h) \dots x(t_\alpha + (d - 1)h) \end{aligned} \quad (6)$$

A dimensão de correlação foi estudada por [34], posteriormente com base neste trabalho [30] define a soma de correlação de um vetor de pontos finito, Eq. 7.

$$C(\varepsilon) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N \theta(\varepsilon - \|x_i - x_j\|) \quad (7)$$

Sendo Θ a função degrau descontínua, e ε o limiar de distância entre $(x_i - x_j)$.

$$\begin{aligned} \theta(x) &= 0 \text{ se } x \leq 0 \\ \theta(x) &= 1 \text{ se } x > 0 \end{aligned}$$

Com uma quantidade de dados grande ($N \rightarrow \infty$), e limite de distância ε muito pequeno, é gerada uma relação proporcional de potência $C(\varepsilon) \propto \varepsilon^D$, sendo a dimensão de correlação definida por D conforme a Eq. 8.

$$d(N, \varepsilon) = \frac{\partial \ln C(N, \varepsilon)}{\partial \ln \varepsilon}, \quad D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} d(N, \varepsilon) \quad (8)$$

O tempo de atraso τ na reconstrução do espaço de fases determina o espaçamento entre as amostragens para gerar um vetor de espaço. O espaçamento entre as amostragens possibilita desconsiderar as pequenas variações que não representam o comportamento determinista do sistema, como por exemplo, ruídos de baixa amplitude e alta frequência. A métrica da coleta de dados para construção dos vetores tem a ordem em que a atuação do sistema dinâmico é relevante em si mesmo.

A série no tempo é resultado do estado corrente do sistema $\mathbf{x}(n)$ em múltiplas amostragens a períodos de tempo fixo, da Eq. 9, acrescidas de ruído η_n , gerando o vetor s .

$$s_n = s(\mathbf{x}(n \Delta t)) + \eta_n \quad (9)$$

O vetor s_n de reconstrução é dado pela Eq. 10 em d dimensões. A distância métrica entre as amostra é definida pelo tempo de atraso τ entre componentes adjacentes do vetor de atraso. Importante que τ gere vetores que pelos parcialmente são não correlacionados.

$$S_n = (S_{n-(d-1)\tau}, S_{n-(d-2)\tau}, \dots, S_{n-\tau}, S_n) \quad (10)$$

Conforme [30] a escolha do valor da dimensão de imersão D precisa ser suficientemente grande para caracterizar adequadamente o sistema, mas não grande demais que estaria acrescentando redundância de informações no espaço de fases. Sendo necessário garantir que D seja maior que duas vezes os graus de liberdade ativos do sistema.

Na análise das séries numéricas [33-34] abrange a correlação em séries de dados de sistemas reais $\{x_i, i = 1 \dots N; x_i \in R\}$, primeiramente transformando a série numérica x em vetores de D dimensões de imersão $\xi_i = (x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+D-1})$. No espaço de fases a correlação integral é dada pela Eq. 11.

$$C(\varepsilon) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N \Theta(\varepsilon - |\xi_i - \xi_j|) \quad (11)$$

Sendo Θ a função degrau, onde $\Theta(x) = 0$ para $x \leq$ zero, e $\Theta(x) = 1$ para $x > 0$. A soma conta apenas os pares $(\xi_i - \xi_j)$ que estão a uma distância menor do que ε .

A soma de correlação gera uma informação estatística sobre as regiões geométricas de um atrator estranho que apresentam autossimilaridade, e também entre os vetores de diferentes dimensões de imersão. Segundo Mandelbrot um fractal é uma forma geométrica complexa que pode ser subdividida em partes, onde cada parte é a cópia reduzida do todo, caracterizando a autossimilaridade.

A relação de correlação $\varepsilon x D(d, \varepsilon)$ Eq. 12 apresenta regiões de valores de ε , onde a resposta D é praticamente constante, mesmo com a variação de d .

O ε pode ser utilizado para estimar a dimensão de correlação de um conjunto fracionário na região em que a variação de ε mantém praticamente constante o valor de D .

Na sequência acontece um platô com queda do valor de D , tendendo a zero, acontecendo a perda de correlação na informação.

$$d(N, \varepsilon) = \frac{\partial \ln C(\varepsilon, N)}{\partial \ln \varepsilon} \quad (12)$$

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} d(N, \varepsilon)$$

Nos sinais ruidosos, até o nível de amplitude do ruído, o nível de D aumenta e chega a valer $D(d, \varepsilon) = d$. Neste caso a reconstrução do vetor de espaço de fase é confinada a uma distribuição regular dentro do espaço dimensional d e aparece a dimensão zero quando o comprimento de escala é menor do que a resolução dos dados.

O processo de discretização dos dados para amostragem resulta em dimensão imersão 0 para $\varepsilon < 1$. Em escalas baixas de ε , mas acima de 1, podem aparecer os resultados das perturbações do sistema.

Verificar a saturação de D com o aumento de d para estabelecer a região de escala e determinar a dimensão. A escolha de D deve ser cuidadosa porque depende da taxa de amostragem do sinal; do nível de ruído e perturbações; do nível de determinismo do sistema; da variabilidade de comportamento, sendo interessante uma análise visual do gráfico de $\varepsilon \times D$, relacionada com gráficos básicos como comportamento do sistema no tempo e na frequência.

Um exemplo de trabalho com reconstrução de espaço de fase é realizado por Packard [35] que mostra o fluxo de um fluido turbulento experimental representado por um sistema caótico de baixa dimensão, através de técnicas de reconstrução do espaço de fase.

Outro conceito aplicável para as análises de séries não lineares é a informação média comum, Eq. 13 que fornece a mesma informação que a função de correlação de sistemas lineares, de fato, é um tipo de generalização para sistemas não lineares. $I(\tau)$ é máximo se $s(t)$ e $s(t+\tau)$ forem iguais e $I(\tau) = 0$ se forem completamente independentes. O valor do atraso ótimo corresponde ao primeiro mínimo local, de acordo com [36].

$$I(\tau) = \sum P(s(t), s(t + \tau)) \log_2 \left[\frac{P(s(t), s(t + \tau))}{P(s(t))P(s(t + \tau))} \right] \quad (13)$$

Um método prático para determinar a dimensão mínima de incorporação de uma série temporal escalar foi desenvolvido por Cao [37]. Este tem a vantagem de não usar parâmetros subjetivos. Necessita do tempo de atraso τ para a incorporação. Não precisa de quantidade ilimitada de dados, mas quanto maior o conjunto mais precisa é a análise. A técnica pode distinguir claramente os sinais determinísticos dos sinais estocásticos. Funciona bem para séries temporais de atratores de alta dimensão e é computacionalmente eficiente. O método é semelhante à ideia do método de falsos vizinhos. Sendo $y_i(d)$ o vetor reconstruído da série

temporal com tempo de atraso Eq. 14, semelhante à ideia do método do vizinho falso, e $E(d)$ da Eq. 15 a média das trajetórias.

$$a(i, d) = \frac{\|y_i(d+1) - y_{n(i,d)}(d+1)\|}{\|y_i(d) - y_{n(i,d)}(d)\|} \quad i = 1, 2, \dots, N - d\tau \quad (14)$$

$$E(d) = \frac{1}{N - d\tau} \sum_{i=1}^{N-d\tau} a(i, d) \quad (15)$$

O maior expoente de Lyapunov de dados experimentais pode ser calculado com o uso do algoritmo de Sato [38], que utiliza poucos parâmetros. Este é semelhante ao algoritmo Wolf. O crescimento da distância entre órbitas vizinhas é analisado em uma escala logarítmica, através do erro de predição dos vizinhos próximos da Eq. 16. A relação do erro de predição $p(k)$ e o número dos passos de tempo k podem ser divididos em três fases. Transiente, quando $p(k)$ tende para o maior expoente de Lyapunov, fase em que a distância cresce até exceder a validade da aproximação linear; fase em que a distância de aumenta de forma mais lenta do que exponencialmente, e fase que o expoente diminui novamente devido a dobra no espaço de estado [39].

$$p(k) = \frac{1}{Nt_s} \sum_{n=1}^N \log_2 \left(\frac{\|y^{n+k} - y^{nn+k}\|}{\|y^n - y^{nn}\|} \right) \quad (16)$$

2.2.5. *Análise de recorrência*

A recorrência das órbitas no espaço de estados foi um conceito introduzido por Jules Henri Poincaré (1854-1912) em 1890, ao verificar a diversificação de órbitas homoclínicas estáveis e instáveis, que caracterizam o sistema caótico. No entanto, a técnica apresentada por Poincaré demonstra a existência de recorrência, mas não em quanto tempo ela ocorre. Após 1980 com o desenvolvimento dos computadores e dos softwares as análises de recorrência dos sistemas dinâmicos se aprofundaram.

Em 1987, Eckmann, Oliffson Kamphorst e Ruelle [40] apresentam o método de Gráficos de Recorrência em sistemas dinâmicos, ferramenta que explicita as recorrências temporais do sinal de saída do sistema caracterizando seu funcionamento.

A técnica de gráficos de recorrência é apresentada em uma matriz quadrada formada pela sequencia de pontos do sinal temporal reconstruído. A reconstrução da série temporal é realizada observando a dimensão de imersão e o tempo de atraso.

Seguindo também o Teorema de Takens. A recorrência é configurada de acordo com a Eq. 17 pelos pontos $x(i, j)$, sendo verificada a quantidade de pontos (j) que estão próximos de (i), num limiar de distância radial de $r(i)$, ou pode ser definida a quantidade fixa de vizinhos e verificada a distância que estão do ponto (i). Observando que o gráfico da matriz de recorrência não é simétrico se $r(i)$ for diferente de $r(j)$.

$$R_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{se } \overline{x_i} \approx \overline{x_j} \\ 0 & \text{se } \overline{x_i} \not\approx \overline{x_j} \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, N \quad (17)$$

Os padrões de recorrência se alteram de acordo com as características do sistema dinâmico. O movimento periódico é refletido por longas diagonais ininterruptas. A distância vertical entre estas diagonais corresponde ao período da oscilação. No movimento caótico as diagonais são curtas e a distância vertical não é periódica.

O trabalho de [40] faz uma analogia do inverso do período da diagonal mais longa, excluindo a diagonal principal, ao maior expoente de Lyapunov do sistema. A analogia é válida somente para sistemas caóticos.

Um dos mais importantes invariantes da recorrência é a da entropia h_D , Eq. 18, que demonstra o total de estruturas exponenciais da matrix de recorrência. Neste calculo é considerado o limite superior da quantidade de dados e $S_D(F, n, \varepsilon)$ para a mínima cardinalidade do conjunto de abrangência (n, ε) , sendo n é o número de pontos que descrevem a órbita, e F conjunto de distância entre os pontos das órbitas.

$$h_D(F, \varepsilon) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log S_D(F, n, \varepsilon) \quad (18)$$

Ou ainda a relação pode ser descrita como a Eq. 19, sendo que a mudança do sistema de coordenadas não muda o resultado da entropia. As respostas da análise de recorrência não dependem da métrica escolhida [41].

A entropia h_D caracteriza o grau de previsibilidade do sistema, quanto menor maior a regularidade de comportamento, menos informações distintas são passadas no sistema.

$$h_D(F) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} h_D(F, \varepsilon) \quad (19)$$

Detalhes sobre a criação da matriz de recorrência são apresentados no trabalho de [42]. A norma utilizada para criação da matriz de recorrência precisa ser definida, pode ser norma mínima, euclidiana ou máxima, de acordo com o objetivo. A norma euclidiana tem resposta intermediária em relação às outras. O limiar ε não pode ser muito pequeno porque geraria resultado somente do ruído acrescentado à série numérica. O sinal experimental possui algum nível de ruído, que precisa ser avaliado na reconstrução do sinal. O limiar também não pode ser muito grande porque mesmo as órbitas fora do interesse estariam dentro do limiar de análise. O trabalho de [41] recomenda não exceder 10% da média ou do máximo diâmetro do espaço de fase. Para regiões de não estacionariedade a recomendação é de 1% para percepção das alterações. Outro critério na escolha de ε é o nível de ruído do sinal, $\varepsilon > 5\sigma$, sendo σ o desvio padrão do sinal [43].

Matassini *et al.* [44] propuseram uma técnica para definir o limiar ε ou a quantidade adequada de vizinhos a serem analisados em sinais com ruído branco. O tamanho de vizinhança ideal é aquele que fornece um gráfico de recorrência cujas linhas não são nem fragmentadas nem largas. Sendo a escolha de ε aquela que minimiza a Eq. 20, onde N_n é o número médio de vizinhos e N_p número de comprimentos de estruturas da diagonal principal que se repetem acima do limiar definido.

O filtro de [44] não é adequado às perturbações de amplitudes relativamente grandes porque descaracterizam o sinal, gerando órbitas em estados irrealis.

$$\beta(\varepsilon) = \frac{|N_n(\varepsilon) - N_p(\varepsilon)|}{N_n(\varepsilon)} \quad (20)$$

Os gráficos de recorrência podem apresentar estruturas homogêneas e pequenas, características dos ruídos, que se espalham uniformemente por todo o gráfico; ou estruturas organizadas periódicas ou quase periódicas de sistemas cíclicos ou com uma composição de frequência bem definida; também podem apresentar estruturas com variações no sentido transversal à diagonal principal que são relacionadas a mudanças lentas; ou ainda estruturas

de mudanças abruptas no padrão de comportamento que resultam áreas de grande recorrência e outras sem recorrência.

Outras características de recorrência do sistema também aparecem em estruturas como pontos isolados que demonstram comportamento transitório, ou interferências. Desvanecimentos nos cantos, superior esquerdo e inferior direito são relativos a processos que estão mudando de comportamento na parte inicial ou final da coleta de dados. Estruturas diagonais perpendiculares à diagonal principal são segmentos paralelos em trajetória mas que seguem direções opostas com a variação do tempo. Estas estruturas podem não se relacionar com mudança lenta do sistema, e sim caracterizar dimensão de imersão insuficiente [41].

A imersão excessiva pode causar correlações espúrias no sistema que são refletidas no gráfico de recorrência como estruturas orientadas diagonalmente, embora sejam casos excepcionais.

As análises de recorrência da relação de dependência entre duas séries de dados podem ser realizadas por recorrência cruzada. Em sistemas acoplados não lineares, o teste de correlação linear não encontra correlação, enquanto que as técnicas não lineares, como a informação mútua, e as medidas de complexidade propostas, revelam claramente essa relação [4]. A recorrência cruzada entre dois sistemas também é utilizada para análise de etapas de sincronismo.

Análise de Quantificação de Recorrência RQA

A observação das formas de recorrência dos gráficos nos trazem os primeiros indicadores de características do sistema. Buscando maiores informações é possível quantificar a complexidade do sistema através da densidade das estruturas que se correlacionam.

A taxa de recorrência demonstra a densidade de recorrência gerada pelo sistema, Eq. 21.

$$RR(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(\varepsilon) \quad (21)$$

A média de trajetórias que seguem o percurso dentro do limiar estabelecido é quantificada pela Eq. 22.

$$N_n(\varepsilon) = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(\varepsilon) \quad (22)$$

As medidas baseadas nas linhas diagonais são realizadas por conjuntos com distribuição de frequência com comprimentos das linhas diagonais, Eq. 23. O tamanho da linha diagonal é o tempo que as trajetórias se mantem dentro do limiar de distância definido. Relembrando que a série de dados é de sistema reconstruído, considerando a dimensão de imersão, que explicita as forças atuantes no sistema em todas as dimensões.

Esta média demonstra o padrão de estabilidade do sistema, quanto tempo do ciclo a trajetória se mantem próxima das outras, sem divergir para fora do limiar.

$$P(\varepsilon, l) = \sum_{i,j=1}^N \left(1 - R_{i-1,j-1}(\varepsilon)\right) \left(1 - R_{i+1,j+1}(\varepsilon)\right) \prod_{k=0}^{l-1} R_{i+k,j+k}(\varepsilon) \quad (23)$$

O determinismo relativo DET da Eq. 24, calcula o quanto o sistema tem correlação das trajetórias em intervalos de tempos maiores que o mínimo determinado. A proporção de pontos de recorrência que formam estruturas diagonais com comprimento maior que l_{min} , em relação a todos os comprimentos. Este possibilita estimar comportamentos previsíveis do sistema.

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(\varepsilon, l)}{\sum_{l=1}^N lP(\varepsilon, l)} \quad (24)$$

O período de recorrência preponderante, ou o tempo de estabilidade característico identificado pelo comprimento médio de linhas diagonais, acima de l_{min} , é dado pela Equação 25.

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(\varepsilon, l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(\varepsilon, l)} \quad (25)$$

A divergência no comprimento das linhas diagonais segundo [40] é proporcional ao maior expoente de Lyapunov, sendo a divergência $DIV = \frac{1}{L_{max}}$ e $L_{max} = \max(\{l_i\}_{i=1}^{N_l})$, onde $N_l = \sum_{l \geq l_{min}} P(l)$ número total de diagonais.

A entropia ENTR, Eq. 26 probabilidade de encontrar uma recorrência de período l , reflete a complexidade de recorrência do sistema, sendo $p(l) = P(l)/N_l$, segue a linha de entropia de Shannon. Para sinais aleatórios, pouco correlacionados o valor de ENTR é bastante pequeno, indicando baixa complexidade [41].

$$ENTR = \sum_{l=l_{min}}^N p(l) \ln p(l) \quad (26)$$

As análises para as linhas verticais são similares às diagonais. As linhas verticais podem estar relacionadas a movimentos tangenciais do sistema no espaço de fases; ou a presença de estados laminares em regimes intermitentes. Os pontos que formam linhas verticais que não são de movimentos tangenciais são chamados de pontos de permanência [41].

As medidas baseadas nestas linhas verticais são organizadas em histogramas de classes, Equação 27.

$$P(v) = \sum_{i,j=1}^N (1 - R_{i,j})(1 - R_{i,j+v}) \prod_{k=0}^{v-1} R_{i,j+k} \quad (27)$$

A taxa de recorrência das linhas verticais LAM é dada pela Eq. 28

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=1}^N vP(v)} \quad (28)$$

O tempo médio de estacionariedade do sistema, ou de movimento tangencial é dado pela Equação 29.

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P(v)} \quad (29)$$

Nas análises de recorrências outras técnicas estão sendo implementadas para aprofundar as análises, ou atender casos específicos.

2.2.6. Análises de Sinais em Neurociências.

O conhecimento dos sistemas biológicos que compõem o corpo humano e da relação entre eles ajuda no tratamento da saúde e na melhor qualidade de vida.

O eletroencefalograma EEG ajuda a compreender o funcionamento do sistema nervoso central. Neste exame são captadas diferenças de potencial elétrico no couro cabeludo. Estes sinais são gerados pela integração espacial do potencial pós-sináptico gerado pelos neurotransmissores nas diversas regiões do cérebro.

Diversos trabalhos de análise de sinais de EEG já foram realizados. O trabalho de Gallez e Babloyantz [45] considerou três estágios da atividade cerebral: as ondas alfa (olhos fechados), o sono profundo (estágio quatro) e o coma Creutzfeld-Jakob. Foram avaliados os expoentes de Lyapunov e a entropia métrica de Kolmogorov, cujo inverso dá o tempo médio de previsão de um determinado sinal de EEG. As ondas alfa têm três expoentes de Lyapunov positivos, indicando que a variabilidade do sinal do sistema nervoso aumenta acentuadamente em períodos de maiores atividade.

O grau de entropia/caos aumenta do coma para o sono profundo e depois para as ondas alfa. O tempo longo de previsão para o sono profundo sugere que essas ondas estão relacionadas a uma taxa lenta de processamento de informações. O tempo de previsão das ondas alfa é muito menor, indicando uma rápida perda de informação. Finalmente, com a ajuda dos expoentes de Lyapunov, as dimensões do atrator são avaliadas usando duas conjecturas diferentes e comparadas com os valores obtidos anteriormente pelo algoritmo Grassberger-Procaccia [47].

O fato de que as dimensões de correlação podem ser obtidas a partir do EEG ajuda a responder se a atividade do cérebro em alguns estágios é descrita por um sistema caótico determinista ou é um processo de ruído aleatório. O primeiro argumento vem de uma propriedade importante da dimensão de correlação D_2 . Esta possui uma região de saturação em função da dimensão de incorporação para os três estágios de EEG considerados aqui. Para um ruído branco gerado numericamente, a dimensão de correlação não satura e aumenta proporcionalmente à dimensão de imersão [47]

Também foi mostrado por Soong e Stuart [48] que o ritmo alfa filtrado não tem a mesma dinâmica que um sinal de ruído branco filtrado com a mesma faixa do espectro de frequências.

Os neurônios no cérebro não têm atividade aleatória. Eles exibem um comportamento coletivo determinista complexo, que justifica a inteligência humana.

Em outras palavras, pode-se pensar que os sistemas puramente deterministas com seu número finito de frequências só podem codificar uma quantidade limitada de informações, enquanto que o espectro de banda larga da dinâmica caótica possui um conteúdo de informações mais rico e determinista.

Todo cérebro tem suas próprias peculiaridades. O aprendizado é efetivado através de nossas experiências diárias. Este processo influencia as conexões entre os neurônios, assim sempre teremos redes diferentemente conectadas no córtex.

A variabilidade das ondas alfa para diferentes sujeitos e para o mesmo sujeito em momentos diferentes, não afeta as características do espectro dos expoentes de Lyapunov. A silhueta dinâmica do atrator permanece inalterada. Todas estas observações levam à conclusão de que os valores absolutos das quantidades medidas não são de grande importância.

Quando os métodos de dinâmica não linear são aplicados às ondas cerebrais é importante definir as atividades mentais que serão realizadas. Por exemplo, a dimensão de correlação ou a entropia de Kolmogorov é muito maior durante alguns estados mentais. No estado acordado o cérebro tem diferentes possibilidades de evolução para novos estados dinâmicos. Em outras palavras, um nível caótico mais elevado abre acesso a uma maior variedade de respostas e comportamentos. Outro resultado interessante é que a entropia métrica é maior no estado acordado do que durante o sono profundo.

A entropia métrica mede o quão caótico é um sistema esta relacionada à teoria da informação de Shannon, é proporcional à taxa de informação do estado do sistema dinâmico ao longo do tempo. Esta taxa pode ser várias vezes maiores para o ritmo alfa do que para o sono profundo. O que se relaciona a um processamento rápido de informações durante o estado acordado.

Até agora, os modelos teóricos do córtex cerebral descrevem principalmente os aspectos qualitativos do EEG [46].

Estudo comparativo com modelo do sistema foi realizado Destexhe e Babloyantz [49] observando que uma vez que as dimensões de correlação, o espectro dos expoentes de Lyapunov e a entropia de Kolmogorov de sinais temporais de EEG gravado, devem ter os

mesmos valores sinais gerados de modelos matemáticos. Além disso, um modelo básico do córtex sob a influência de um parâmetro de bifurcação deve exibir as transições observadas na atividade real do cérebro, por exemplo, entre as ondas em sono profundo e as ondas alfa acordado.

Klimesch [50] analisa evidências de que as oscilações EEG na banda alfa e teta refletem o desempenho cognitivo e de memória. O bom desempenho deste tipo de memória está relacionado a um aumento de alfa com respectiva diminuição de teta. Ou ao contrário diminuição de alfa com aumento de teta.

Como a frequência alfa mostra grandes diferenças relacionadas à idade e ao desempenho da memória do indivíduo, a associação alfa teta precisa ser realizada em uma faixa de frequência mais flexível. Sugere-se ajustar as janelas de frequência de alfa teta para cada assunto usando a frequência alfa individual como ponto de referência.

Já foi constatado que a potência alfa aumenta e a potência teta diminui da infância até a idade adulta, enquanto o contrário é válido para a parte tardia da vida útil. A potência de alfa é reduzida e a potência de teta aumentada em indivíduos com uma variedade de distúrbios neurológicos diferentes.

A extensão da dessincronização alfa superior está positivamente correlacionada com a "semântica", desempenho de memória de longo prazo, enquanto a sincronização teta está correlacionada com a capacidade de codificar novas informações.

Os achados avaliados são interpretados com base em oscilações cerebrais. Sugere-se que a codificação de novas informações seja refletida pelas oscilações teta em laços de feedback hipocampo-cortical, enquanto os processos de busca e recuperação em "semântica", memória de longo prazo é refletida por oscilações alfa superiores nos laços de feedback tálamo-cortical.

São diversos os trabalhos com EEG. A qualidade dos dados coletados é fundamental para as novas técnicas de análise. As análises de séries temporais de dados experimentais, especialmente de sinais complexos como EEG é viável se os protocolos e a instrumentação para coleta de dados tiverem a qualidade que mantenham as informações do sistema real.

O uso de protocolos exige, em algum ponto, a tomada de decisão sobre parâmetros como o comprimento de dados, a frequência de amostragem ou o tempo de evolução. Na ausência de pistas teóricas confiáveis, uma boa escolha para esses parâmetros requer uma longa experiência na análise de dados. Acreditamos que, com uma boa compreensão dos métodos e um grande cuidado na sua aplicação, a análise de séries temporais pode se tornar uma ferramenta poderosa para avaliar a dinâmica de sistemas complexos. A chave para o

sucesso é fazer as perguntas certas ao comportamento do sistema dinâmico, e definir quais métodos podem responder estas perguntas, trazendo luz sobre a complexidade do sistema.

Conhecendo um pouco mais das informações coletadas pelo eletrocardiograma e o eletroencefalograma, e sobre as técnicas de análise já conhecidas, relatamos nos próximos capítulos o trabalho realizado para acrescentar mais de conhecimento na área.

3 METODOLOGIA

O trabalho tem o objetivo de melhor conhecer a relação entre o sistema nervoso e o funcionamento do coração, sendo motivado pelas implicações da lesão medular sobre o ritmo do coração. Propomos colaborar com modelos matemáticos e análises que criem informações sobre este tema.

As técnicas de análise de dinâmica não linear a serem trabalhadas foram primeiramente testadas em outros osciladores para melhor conhecimento. E as coletas de dados biológicos para análise foram exaustivamente preparadas no planejamento, treinamento e execução.

3.1. Osciladores

A construção de um modelo matemático que gere sinais de eletrocardiograma foi idealizada a partir de um trabalho com análise de osciladores não lineares.

O comportamento não linear é inerente a uma variedade de sistemas dinâmicos, como os sistemas pendulares; as órbitas de planetas afetadas por várias forças gravitacionais; sistemas mecânicos e elétricos que possuem componentes e materiais de natureza não linear. Na engenharia, esse comportamento foi estudado com o objetivo de eliminar a não linearidade ou utilizar a característica para otimizar a operação do sistema.

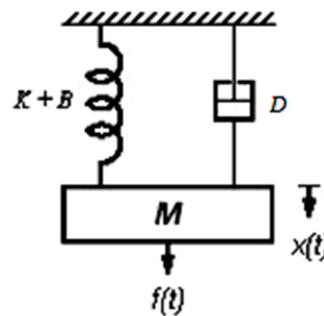
Segundo Ogata [51], sistemas dinâmicos elétricos e mecânicos podem produzir respostas análogas, representadas pelo mesmo modelo matemático; esses sistemas são descritos através de equações com as mesmas derivadas ou integrais.

3.1.1. *Oscilador de Duffing*

Um estudo foi realizado para análise comportamental do oscilador não linear de Duffing. O modelo matemático foi resolvido através de métodos numéricos e as respostas analisadas. O sistema oscilador experimental foi construído através de um circuito eletrônico. Séries temporais de algumas respostas interessantes foram analisadas no tempo, na frequência e na seção Poincaré. Também foram analisados os parâmetros para reconstrução dos espaços de estados, dimensão mínima de imersão e tempo de atraso. O maior expoente de Lyapunov foi calculado.

Segundo trabalho de [52], a equação do oscilador de Duffing com rigidez cúbica pode ser usada para descrever a dinâmica de um sistema elétrico ou mecânico. O sistema Duffing pode ser representado pela Fig. 14, contendo massa, mola não linear e amortecedor. A característica não linear é expressa pela variável B que representa o parâmetro de rigidez da mola, de acordo com a Eq.30, e o sistema é excitado por uma força harmônica.

Figura 14 – Modelo Físico do Oscilador



Fonte: [N.I.]

$$M\ddot{x} + D\dot{x} + Kx + Bx^3 = f \cos(\omega t) \quad (30)$$

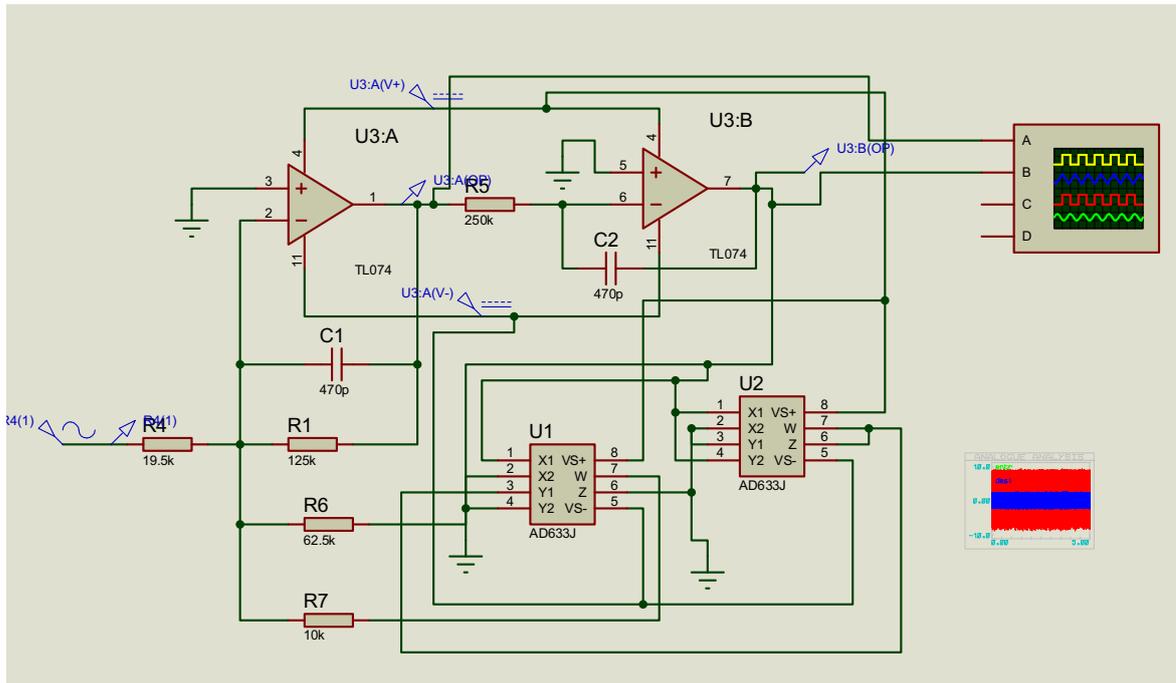
Os circuitos eletrônicos podem atuar como operadores matemáticos, integrador ou derivador, multiplicador ou divisor, somador ou subtrator, entre muitas outras possibilidades. Esses circuitos são construídos com amplificadores operacionais. Um sistema eletrônico que contém integradores e multiplicadores analógicos foi desenvolvido por [53] para resolver as equações do Oscilador de Duffing.

O circuito eletrônico foi projetado com dois integradores TL074 e dois multiplicadores analógicos AD633 para construir o componente não linear da mola. Com o objetivo de gerar x^3 com um sinal negativo, as entradas do primeiro multiplicador serão invertidas e X2 e Y1 serão aterrados. No segundo multiplicador, as entradas referenciais serão X2 e Y2.

O circuito projetado para o oscilador de Duffing foi simulado com alguns sinais de entrada, Fig. 15. A Figura 16 (a) apresenta a saída no espaço de estados com entrada em amplitude 600 mV e frequência 2,7 kHz, e com a entrada em frequência mais baixa 1 kHz, e amplitude 500 mV o sistema fica orientado somente por um ponto central, Fig. 16 (b).

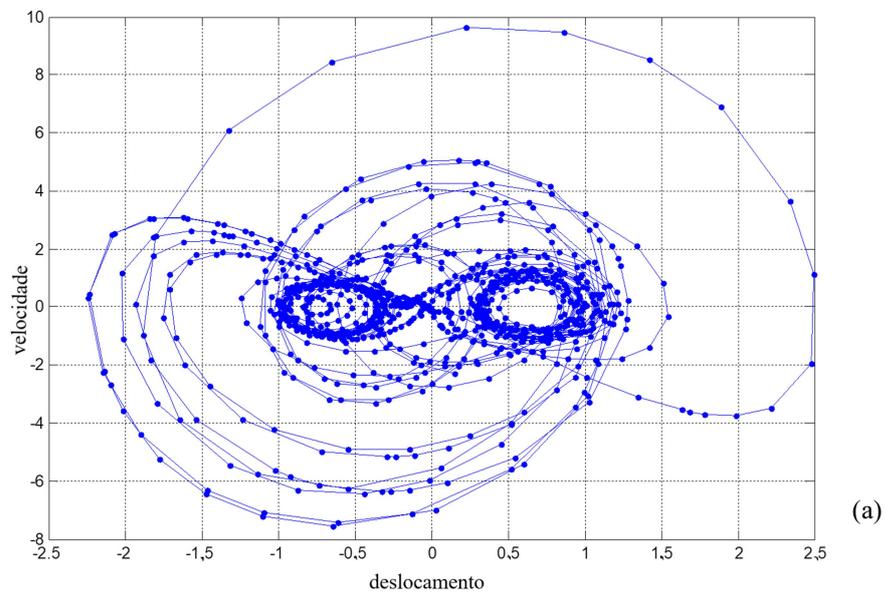
No estudo de [54] a escala do modelo matemático deve ser alterada, a fim de melhorar o uso da faixa de tensão na qual o sistema eletrônico pode funcionar; nesse contexto, as faixas foram alteradas para a Eq.31.

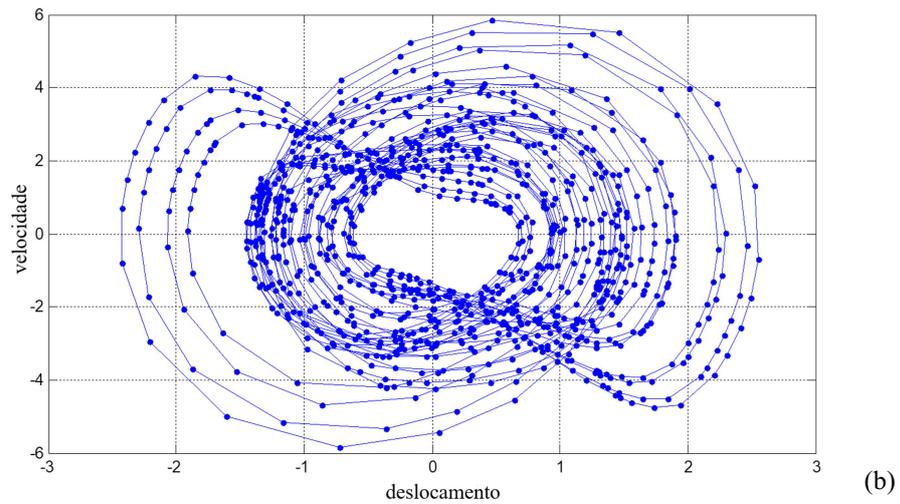
Figura 15 – Simulação do circuito eletrônico do oscilador de Duffing



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 16 – Respostas da simulação do circuito oscilador com dois sinais de entrada diferentes.





Fonte: Gerado pelo programa de simulação através de projeto da autora.

$$\begin{aligned} \dot{u} &= \frac{4}{25} v \\ \dot{v} &= -\frac{1}{250} v + \frac{1}{125} u - \frac{u^3}{100} + \frac{2}{25} F_0 \cos\left(\frac{2}{25} t\right) \end{aligned} \quad (31)$$

A Figura 17 mostra o circuito eletrônico do oscilador. Os resistores do circuito são os inversos dos respectivos parâmetros da Eq. 31, multiplicados pela grandeza 10 k escolhida por adequar o circuito as limitações. O circuito foi definido com os seguintes resistores $R_S=125k$; $R_{vv}=2500k$; $R_{uv}=1250k$; $R_{uu}=10k$; $R_{vu}=62,5k$; $W=125k \Rightarrow f=125k/2\pi= 19,894Hz$.

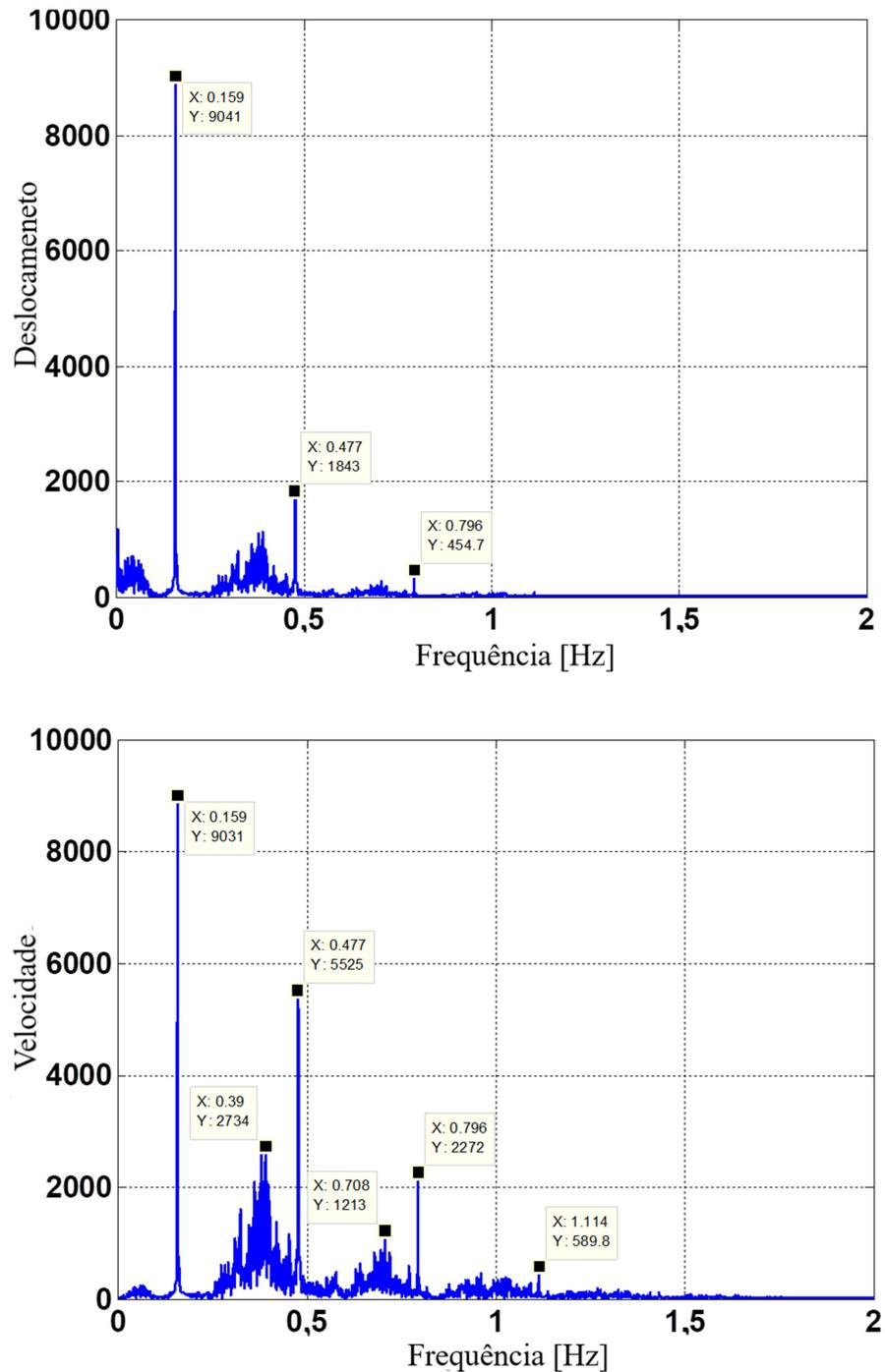
Figura 17 – Circuito eletrônico do oscilador de Duffing, e resposta observada no osciloscópio.



Fonte: Fotos tiradas pela autora.

A Figura 18 mostra o espectro de frequências da saída do oscilador com $F_0 = 7,5$, o sistema apresenta um comportamento não linear. Os gráficos são referentes ao sinal de deslocamento e velocidade do oscilador, podem ser observados nos gráficos alguns picos de destaque e o espalhamento do sinal em algumas bandas.

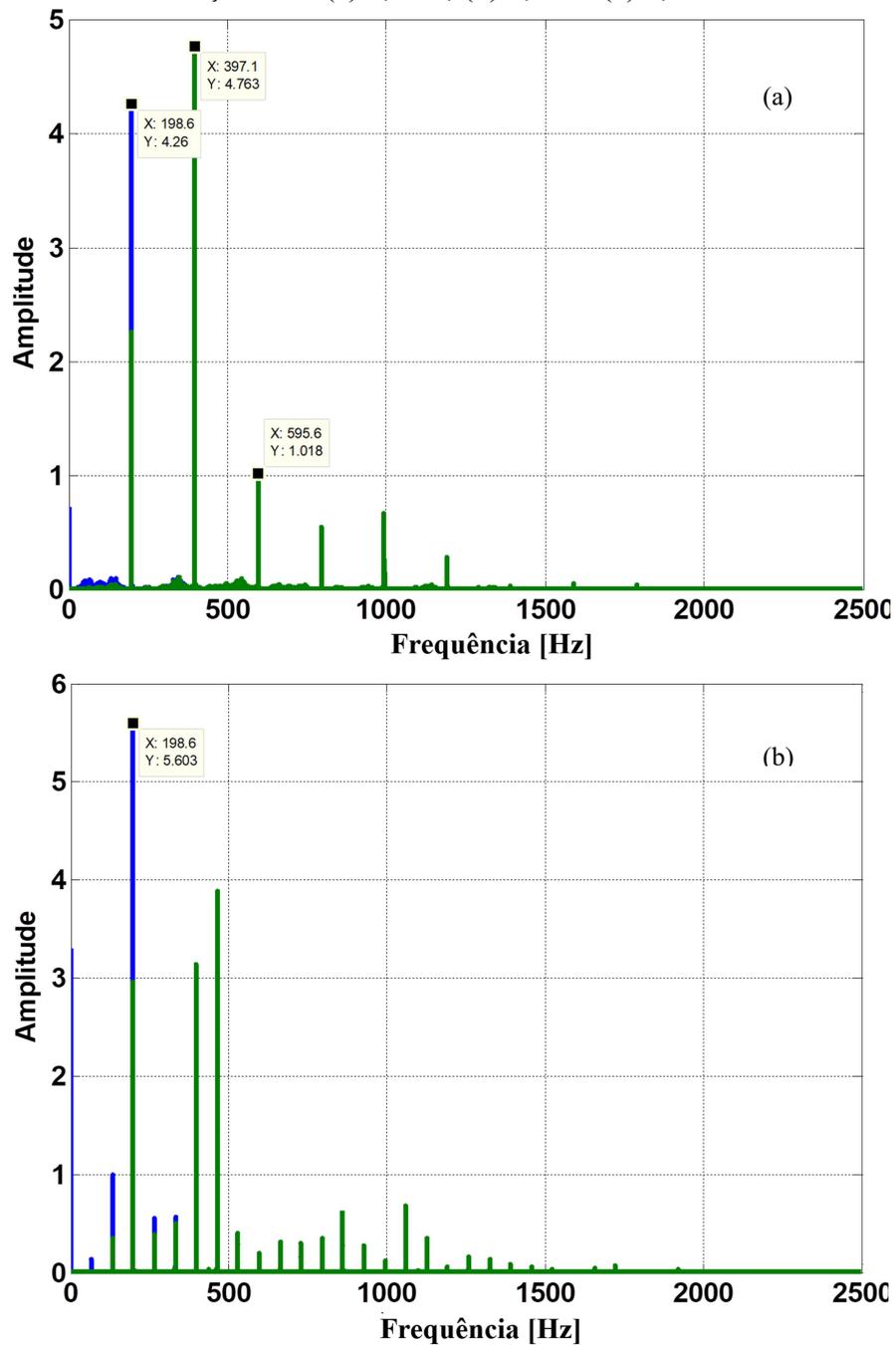
Figura 18 – Composição de frequências do sinal do oscilador do modelo matemático excitado por $F_0 = 7,5$.

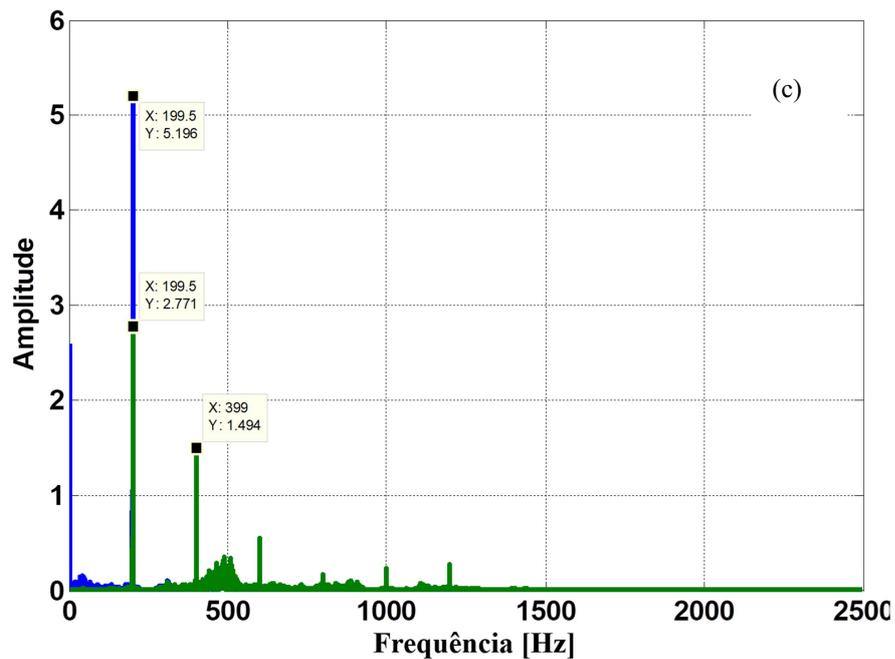


Fonte: Gerado pelo programa de análise através de sistema resolvido pela autora.

A construção do circuito eletrônico do oscilador possibilitou observar sua variabilidade de funcionamento, sendo que o aumento da amplitude da força altera o comportamento do sistema.

Figura 19 – Resposta em frequência do circuito experimental com amplitude de forçamento (a) 0,96V, (b) 1,2V e (c) 1,6 V.





Fonte: Gráficos gerados pela autora.

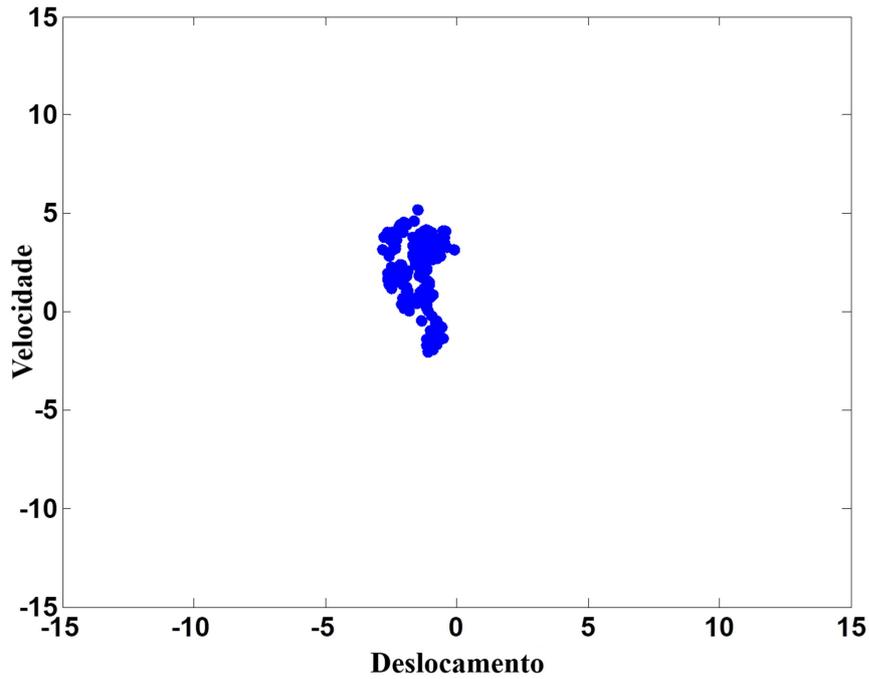
Os sinais de deslocamento e velocidade do sistema experimental são analisados com força de entrada de 0,96, 1,2 e 1,6 V, Fig. 19, na frequência designada aqui como f . A resposta do sistema para 0,96 V gerou realces na amplitude nas frequências f , $2f$. A resposta para 1,2V apresentou outras frequências múltiplas de f . O sinal de 1,6 V gerou uma resposta caótica com amplitudes em f , $2f$, $3f$ e espalhamento por algumas faixas de frequência, conforme definido em Nayfeh e Balachandran [55].

Os mapas de Poincaré na Fig. 20 foram construídos após o vigésimo ciclo, excluindo o estado transitório. Os dados dos mapas são referentes a cada período de forçamento completo. O mapa na Fig. 20(a) apresenta uma região singularmente densa, que demonstra uma pequena variação nos ciclos, em relação à força de 0,96V. O mapa da Fig. 20(b) apresenta três regiões distintas com baixa variação, que se refere a 1,2V. A força de 1,6V gerou uma variação nos ciclos com uma maior dispersão, como mostrado no mapa da Fig. 20(c).

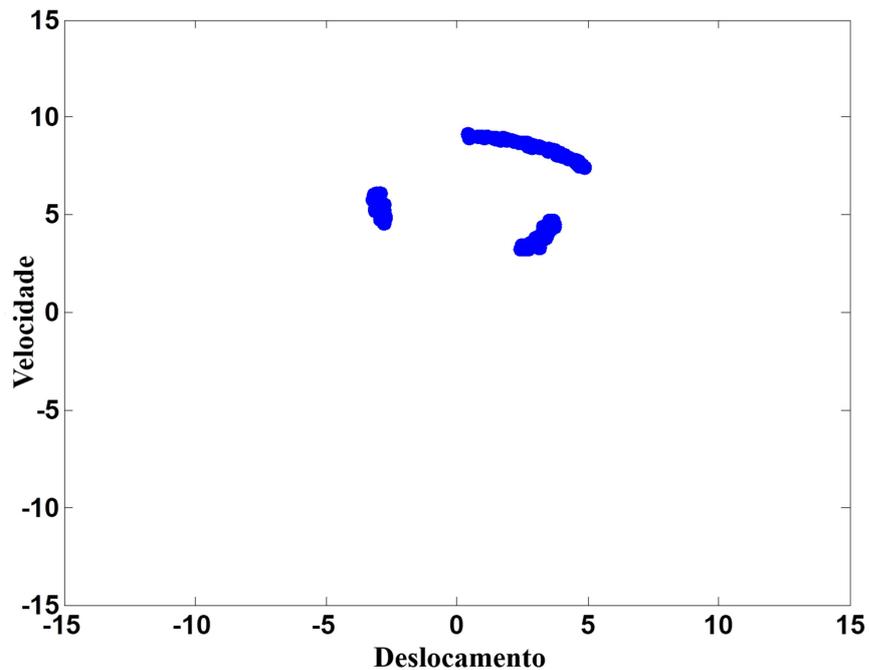
Quando medidas como Lyapunov expoentes são preservadas, também se diz que a estrutura diferencial do atrator original é preservada na reconstrução. Por esse motivo, a incorporação associada é chamada de incorporação diferenciável. Quando há apenas uma correspondência individual entre os vetores no espaço de estados reconstruído e os vetores no espaço de estados completo, a incorporação associada é chamada de incorporação topológica [55]. Neste trabalho são analisados parâmetros importantes para a reconstrução, comparando dados de resolução numérica e experimental.

A informação mútua média, Eq.15, fornece as mesmas informações que a função de correlação fornece de sistemas lineares, de fato, é um tipo de generalização para sistemas não lineares. $I(\tau)$ é máximo se $s(t)$ e $s(t + \tau)$ forem iguais, e $I(\tau) = 0$ se forem completamente independentes. O valor do atraso ótimo corresponde ao primeiro mínimo local, de acordo com Frase e Swinney [36].

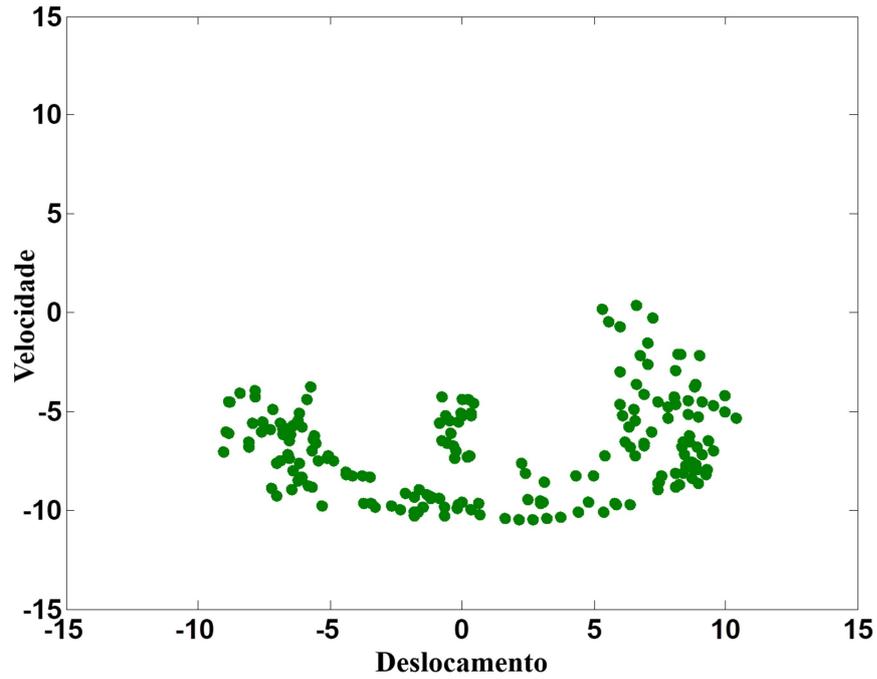
Figura 20 – Mapas de Poincaré da saída do oscilador.



(a) $F_0=0,96$ V

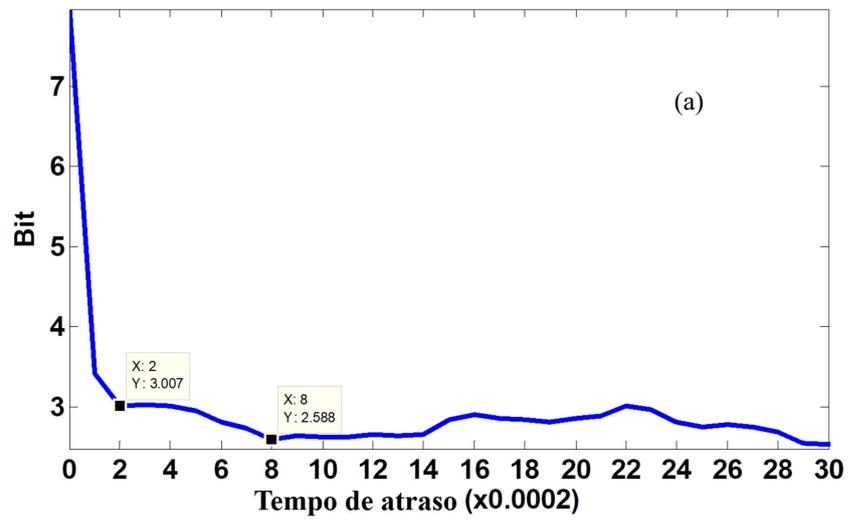


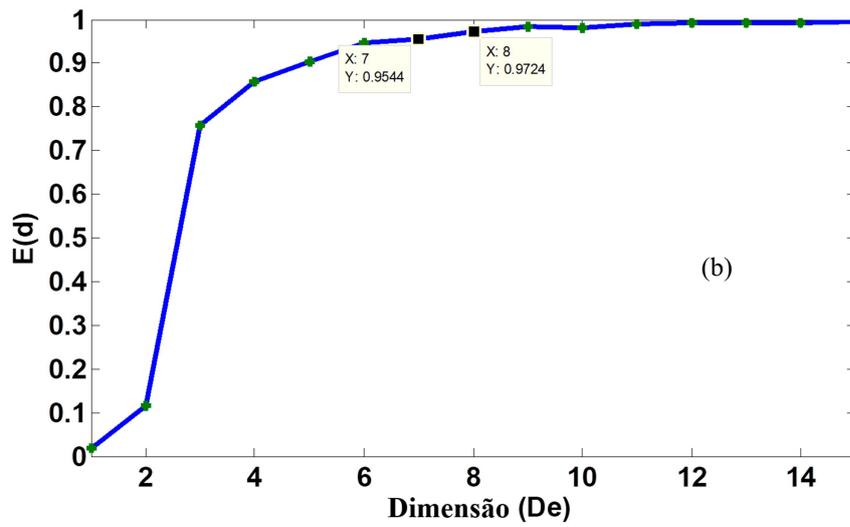
(b) $F_0=1,2$ V

(c) $F_0=1,6$ V

Fonte: Gerado pelo programa de análise sistema desenvolvido pela autora.

Figura 21 – Informação Mútua Média

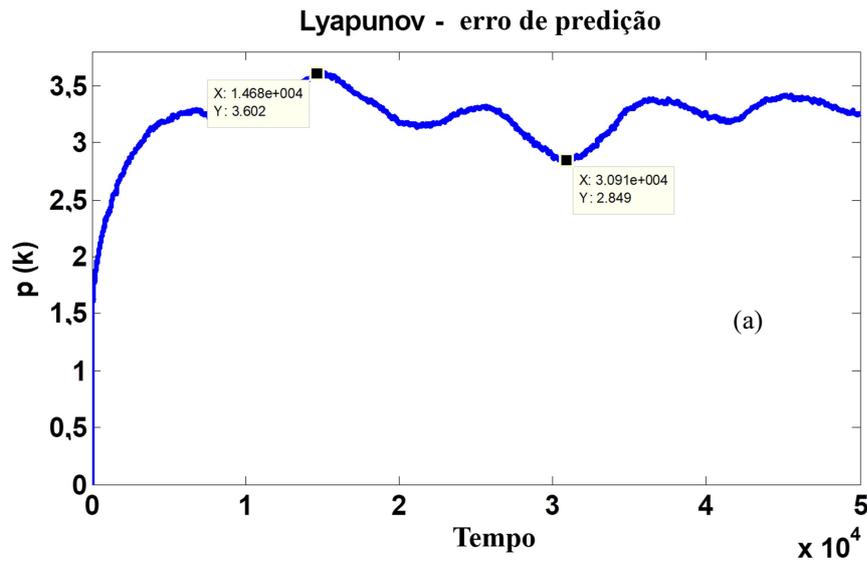


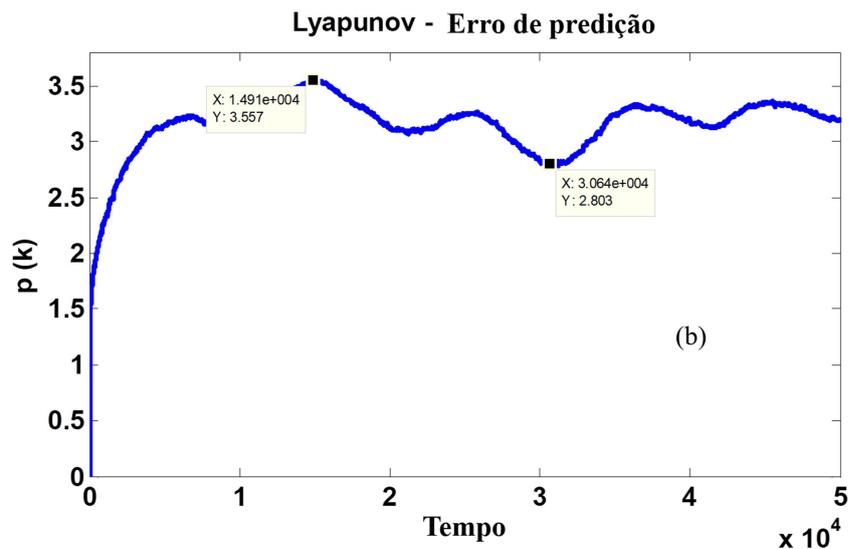


Fonte: Gerado pelo programa de análise de sistema resolvido pela autora.

Os autores geraram os parâmetros τ , D , λ presentes na Tabela 1 para comparar o comportamento dos sistemas, o atraso no tempo τ foi estudado a partir do primeiro e do segundo mínimo, sendo que o segundo mínimo tem menor $I(\tau)$. As dimensões selecionadas para análise possuem uma média de trajetórias reconstruídas $E(d)$ acima de 0,95. O cálculo do maior expoente de Lyapunov usa todos os dados adquiridos para cada sistema; os valores de λ são da segunda fase de $p(k)$.

Figura 22 – Maior Expoente de Lyapunov - $D=7$ e $D=8$.





Fonte: Gerado pelo programa de análise resolvido pela autora.

Tabela 1 – Resultado do cálculo dos parâmetros para reconstrução do espaço de estados

	$\tau \times dt$ (tempo de atraso)	D - E(d) (dimensão de imersão)	$p(k) - \lambda$ (expoente de Lyapunov)
Análítico $F_0=4$	$50 \times 0,01=0,5s$	$5 - 0,958$	0,7 a 1,8
Análítico $F_0=4$	$50 \times 0,01=0,5s$	$6 - 0,970$	0,3 a 1,4
Análítico $F_0=7,5$	$50 \times 0,01=0,5s$	$5 - 0,964$	1,9 a 2,9
Análítico $F_0=7,5$	$50 \times 0,01=0,5s$	$6 - 0,981$	1,6 a 2,6
Experimental $F=0,96 V$	$5 \times 0,0002=0,001s$	$8 - 0,977$	3,2 a 3,4
Experimental $F=0,96 V$	$5 \times 0,0002=0,001s$	$9 - 0,985$	3,2 a 3,3
Experimental $F=0,96 V$	$13 \times 0,0002=0,0026s$	$7 - 0,960$	3,0 a 3,2
Experimental $F=0,96 V$	$13 \times 0,0002=0,0026s$	$8 - 0,972$	2,9 a 3,1
Experimental $F=1,2 V$	$2 \times 0,0002=0,0006s$	$7 - 0,954$	2,8 a 3,6
Experimental $F=1,2 V$	$2 \times 0,0002=0,0006s$	$8 - 0,972$	2,8 a 3,5
Experimental $F=1,2 V$	$8 \times 0,0002=0,0016s$	$6 - 0,951$	2,8 a 3,4
Experimental $F=1,2 V$	$8 \times 0,0002=0,0016s$	$7 - 0,975$	2,7 a 3,3
Experimental $F=1,6 V$	$2 \times 0,0002=0,0004s$	$6 - 0,951$	4,6 a 4,7
Experimental $F=1,6 V$	$2 \times 0,0002=0,0004s$	$7 - 0,977$	4,5 a 4,6
Experimental $F=1,6 V$	$7 \times 0,0002=0,0014s$	$6 - 0,959$	4,2 a 4,3
Experimental $F=1,6 V$	$7 \times 0,0002=0,0014s$	$7 - 0,972$	4,0 a 4,3

Analisando os dados na Tabela 1, notou-se que para um determinado sistema, o valor de λ diminui com o aumento da dimensão D, também o valor de λ aumenta com a crescente

complexidade do sistema, conforme esperado nos resultados. Os cálculos que utilizaram $I(\tau)$ são menores que o primeiro mínimo e resultaram em um λ menor.

Para realizar uma análise mais específica, foi escolhido um exemplo para o sinal experimental $F_0 = 1,2V$, que foi analisado com dois atrasos de tempo $\tau = 2$ e $\tau = 8$. O atraso de tempo $\tau = 2$, de acordo com o gráfico da Fig. 21a, é o primeiro mínimo para informações mútuas médias com $I(\tau) = 3,0$. O atraso de tempo $\tau = 8$ tem o menor valor $I(\tau) = 2,5$. O atraso de tempo $\tau = 2$ criou a dimensão mínima incorporando $D = 7$ para $E(d) = 0,954$ e $D = 8$ para $E(d) = 0,972$, de acordo com a Fig. 21b. As dimensões $D = 7$ e $D = 8$ estão próximas da região de saturação. O valor máximo para o maior expoente de Lyapunov para $\tau = 2$ e $D = 7$ é $\lambda = 3,6$, como na Fig. 22a, e para $\tau = 8$ e $D = 7$ é $\lambda = 3,3$, conforme mostrado na Fig. 22b. Portanto, conclui-se que, para este exemplo e para os outros valores da Tabela 1, onde o uso de τ com um valor menor de $I(\tau)$ apresentou λ como ligeiramente menor para sistemas experimentais e analíticos.

Observando que os sistemas experimentais analógicos geram uma maior dimensão de incorporação D e Lyapunov expoente λ , quando comparados aos sistemas analíticos resolvidos por métodos numéricos.

O trabalho gerou um artigo completo - ANALYSIS OF NONLINEAR DYNAMICS USING ELECTRONIC CIRCUITS – apresentado e publicado nos anais do 23rd ABCM International Congress of Mechanical Engineering December 6-11, 2015, Rio de Janeiro, RJ, Brazil. Anexo II.

3.1.2. Modelos de osciladores para sinal do coração

Após fazer uma revisão dos trabalhos sobre osciladores que geram sinal de eletrocardiograma foi realizada uma análise mais aprofundada em propostas selecionadas.

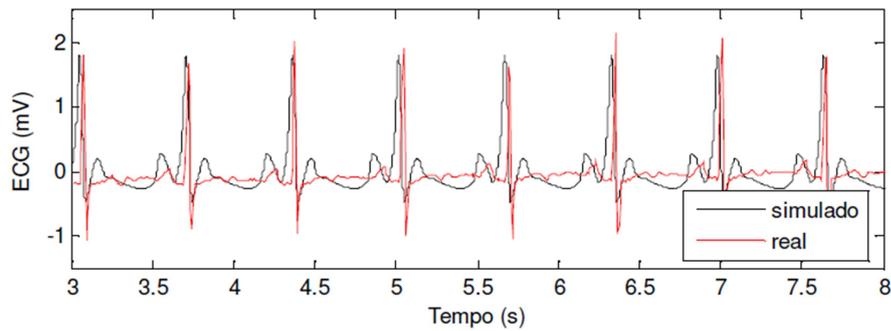
Comparando os modelos de osciladores de [18] e o de [19] que partiram do modelo de oscilador de Van der Pol para gerar o complexo QRS do sinal de ECG foi definido explorar o modelo de [19], por gerar maiores detalhes do complexo QRS.

$$\begin{aligned}
\dot{x}_2 &= -a_{SA}x_2(x_1 - w_{SA_1})(x_1 - w_{SA_2}) - x_1(x_1 + d_{SA})(x_1 + e_{SA}) + \rho_{SA} \sin(a) \\
&\quad + k_{SA-AV}(x_1 - x_3^{\tau_{SA-AV}}) + k_{SA-HP}(x_1 - x_5^{\tau_{SA-HP}}) \\
\dot{x}_3 &= x_4 \\
\dot{x}_4 &= -a_{AV}x_4(x_3 - w_{AV_1})(x_3 - w_{AV_2}) - x_3(x_3 + d_{AV})(x_3 + e_{AV}) + \rho_{AV} \sin(a) \\
&\quad + k_{AV-SA}(x_3 - x_1^{\tau_{AV-SA}}) + k_{AV-HP}(x_3 - x_5^{\tau_{AV-HP}}) \\
\dot{x}_5 &= x_6 \\
\dot{x}_6 &= -a_{HP}x_6(x_5 - w_{HP_1})(x_5 - w_{HP_2}) - x_5(x_5 + d_{HP})(x_5 + e_{HP}) + \rho_{HP} \sin(a) \\
&\quad + k_{HP-SA}(x_5 - x_1^{\tau_{HP-SA}}) + k_{HP-AV}(x_5 - x_3^{\tau_{HP-AV}})
\end{aligned} \tag{32}$$

No trabalho de Saptarshi [20] foi analisado o oscilador fracionário. O incremento de qualidade na caracterização do complexo QRS com oscilador fracionário apenas foi verificada na variação de frequência dentro da sua faixa de atuação não linear. Aliás, como observado o oscilador fracionário de Saptarshi tem menos detalhes de QRS do que o modelo básico com filtro.

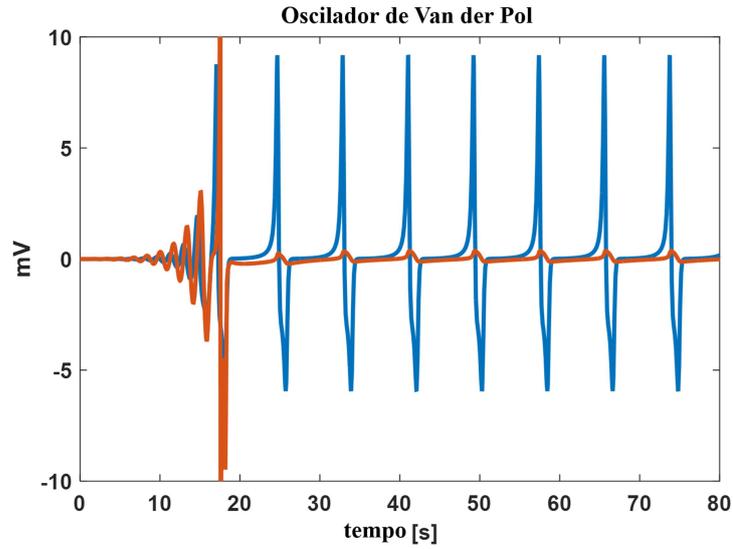
O modelo de [18] é construído pela composição do sinal resultante de três equações de osciladores Eq. (32) $x = \alpha_0 + \alpha_1x_1 + \alpha_3x_3 + \alpha_5x_5$. Que resultou em um sinal como o apresentado na Fig. 23.

Figura 23 – Sinais do oscilador e real.



Fonte: [18]

Figura 24 – Resolução do modelo do oscilador de [18]



Fonte: Gerado pela autora.

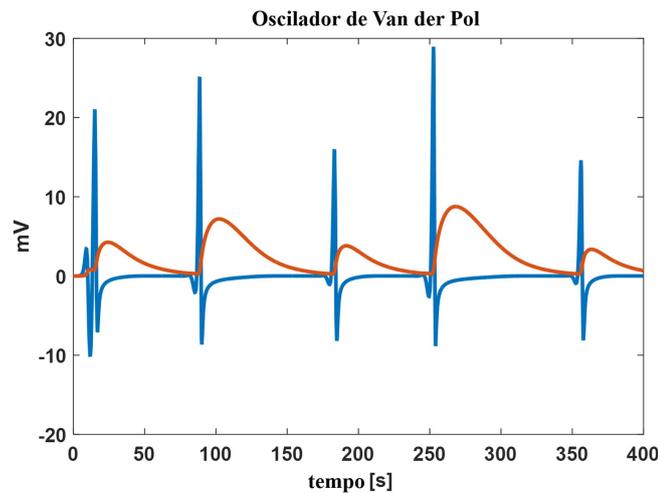
O modelo de eletroencefalograma de [18] foi resolvido por métodos numéricos com runge kutta 4ª ordem, com parâmetros especificados pela autora. O trabalho foi interessante para perceber a variação do comportamento do oscilador ao alterar os parâmetros. A Figura 24 mostra uma resposta do sistema com oscilações iniciais e estabilização. Conforme modelo de [18], a saída do oscilador que gera sinal para o complexo QRS, não gera o declive que representa a onda Q. A linha de base está bem uniforme.

O modelo matemático de oscilador de [19] com filtro e time-delay é apresentado na Eq. (33). Aqui T é a constante de tempo associada à ação de filtragem, ε e μ são os parâmetros responsáveis pela estabilização da amplitude, além de modelar o ciclo limite. O modelo de oscilador acoplado é constituído de dois osciladores de Van der Pol acoplados, equações de controle do tempo de atraso e filtros. A Figura 25 apresenta uma solução do sistema oscilador.

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = y_1 + \varepsilon(1 - \mu z_1)x_1 \\ \dot{y}_1 = -x_1 + \alpha[x_2(t - \tau) - x_1(t - \tau)] \\ \dot{z}_1 = [(|y_1| - y_1)/2] - z_1/T \end{cases} \quad (33)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = y_2 + \varepsilon(1 - \mu z_2)x_2 \\ \dot{y}_2 = -x_2 + \alpha[x_1(t - \tau) - x_2(t - \tau)] \\ \dot{z}_2 = [(|y_2| - y_2)/2] - z_2/T \end{cases}$$

Figura 25 - Oscilador de [19]



Fonte: Gerado pela autora.

O oscilador fracionário de Van der Pol analisado por [20] baseado no modelo de Kaplan conseguiu alguns parâmetros que alteram o desempenho do oscilador de modo a criar mais detalhes do sinal de eletrocardiograma.

Partindo do modelo matemático desenvolvido Kaplan [19] foi realizada na análise do sistema através de diagramas de bifurcação para ajuste que melhor definisse o sinal de eletrocardiograma, O trabalho está apresentado no Capítulo IV.

3.2. Coleta de dados e pré-processamento

3.2.1. Sistema de aquisição de sinais de eletrocardiograma

A necessidade de coletar sinais de eletrocardiograma ECG para as análises fez com que criássemos um sistema de aquisição para isto foi realizada uma pesquisa sobre aquisição de sinais do coração.

O sinal elétrico que estimula o coração se propaga até a superfície da pele, gerando diferença de potencial em diferentes partes do corpo, que pode ser captada através de eletrodos em sistema de aquisição de sinais. A conexão dos eletrodos precisa ter muito baixa impedância porque o sinal elétrico tem amplitude muito baixa de 0,1 a 3 mV. Além disto, os sinais elétricos de contração muscular podem interferir na qualidade do sinal adquirido.

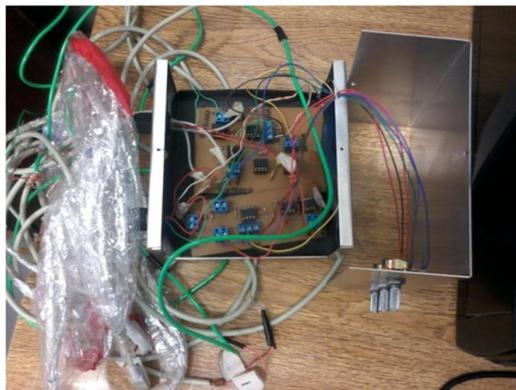
O projeto do sistema de aquisição visa captar o sinal de ECG com qualidade. Os eletrodos que farão a interface entre a pele e o sistema eletrônico são compostos de polímero

ou elastômero, e um condutor elétrico que pode ser um filme de carbono ou um metal bom condutor elétrico. Estes eletrodos utilizam uma espuma com solução em gel de Ag/AgCl para facilitar a captura do potencial gerado pelo coração. No caso de movimentação do paciente, a espuma ajuda a manter o contato da pele com o eletrodo.

O sinal captado através do eletrodo é acoplado ao amplificador de instrumentação, que tem como características essenciais, alta impedância de entrada, da ordem de 10 Mohms; baixa impedância de saída; alta rejeição de tensão em modo comum CMRR; alta estabilidade do ganho em função da frequência; e alta linearidade, sendo o escolhido para este projeto o INA118. O ganho do sinal nesta fase de aquisição não pode ser maior que 10 para melhor qualidade de resposta como recomendado pelo fabricante do INA118. Após esta fase o sinal é amplificado e filtrado para ser direcionado ao amplificador de isolamento ISO124, utilizado para manter a segurança do participante na coleta de dados, evitando a possibilidade de eventual choque elétrico.

O circuito foi projetado, simulado e montado em uma placa de circuito impresso e testado, com osciloscópio. O filtro analógico é somente de segunda ordem por limitação do ganho, com resposta Butterworth e frequência de corte em 234 Hz, ele foi testado com gerador de funções e osciloscópio, apresentando resposta de acordo com a teoria. O circuito foi montado, conforme foto da Fig. 26, com alimentação por bateria de 4.400 mAh, garantindo a segurança do participante dos testes.

Figura 26 – Sistema de aquisição e sinais de ECG.



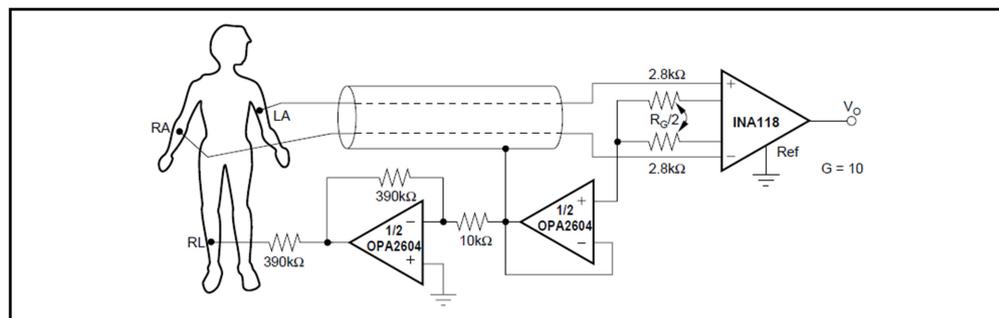
Fonte: foto tirada pela autora.

Foi observada variação de impedância entre o eletrodo e a pele nos testes deste sistema. O circuito satura se a impedância resistiva aumentar em um dos eletrodos. Outra condição a ser considerada é a variação da amplitude do sinal devido à variação de

impedância, e para compensar esta variação foi preciso ajustar o nível DC. Foi criado um sistema de controle de ganho, tanto para alinhar a linha de base quanto para manter a amplitude do sinal.

O sistema necessita anular o sinal de modo comum que chega ao amplificador de instrumentação. O sinal de modo comum é devolvido com amplitude invertida à pele do participante através de um eletrodo acoplado a perna, ou a parte esquerda baixa do tórax, o esquema deste circuito é apresentado na Fig. 27, de acordo com datasheet do INA 118 da BB.

Figura 27 – Circuito para aquisição de sinais de ECG



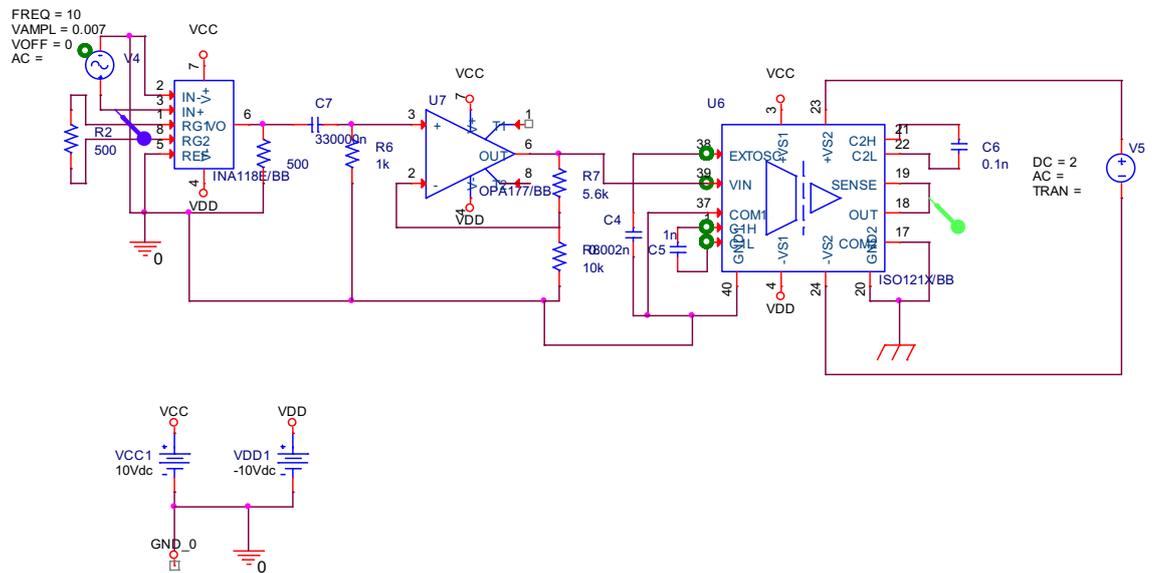
Fonte:(datasheet do INA118 da BB).

O amplificador isolador escolhido foi o ISO 124, que tem como características principais para este trabalho, isolação contínua em 60Hz de 1.500Vms, ganho entre entrada e saída de 1/1V, offset inicial é de no máximo $\pm 50\text{mV}$, faixa de tensão de entrada $\pm 12,5\text{V}$, na frequência até 2kHz não tem distorção no sinal de saída.

O projeto do sistema para aquisição do sinal de ECG foi simulado em computador para verificar a melhor configuração e selecionar os componentes adequados.

O circuito com amplificador de instrumentação e isolador foi simulado, conforme Fig. 28, com sinal de amplitude e frequência na faixa de interesse. A resposta do sistema atendeu as características esperadas.

Figura 28 – Esquema eletrônico para simulação do funcionamento do amplificador de instrumentação e isolador.



Fonte: criação da autora.

Como o sinal é muito baixo na origem e o sistema sujeito a ruído da rede elétrica, foi também projetado um filtro rejeita 60 Hz, topologia duplo T, conforme esquema da Fig. 29, fazendo-se $R1=R2=2R5=R$ e $C3=C2=C1/2=C$, a frequência central f_0 do filtro é dada pela Eq. 34, e o fator de qualidade Q do filtro é dado pela Eq. 35.

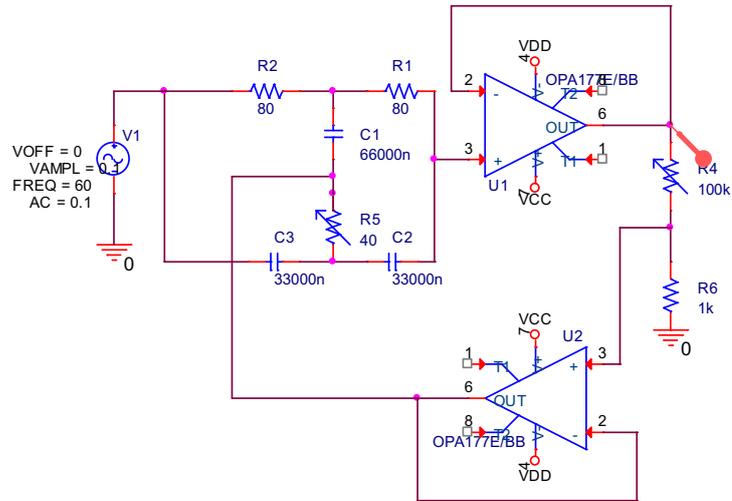
$$f_0 = 1/2\pi RC. \quad (34)$$

$$Q = \frac{R_a + R_b}{4R_a} \quad (35)$$

O circuito do filtro rejeita 60Hz, Fig. 29, foi simulado com valores de Q de 5 a 15 para observar a qualidade das respostas nas frequências 10, 50 e 60 Hz. Os resultados das saídas para $Q = 10$ são apresentados na Tabela 2, com amplitude de entrada de 0,1V.

Considerando que o circuito terá a inserção de ruído, será construído um filtro para retirar as altas frequências. Foi simulado um filtro topologia Sallen Key, com resposta Butterworth de quarta ordem, ajustado para frequência de corte de 200 Hz, conforme circuito da Fig. 30. Observando-se a Tab. 3 considera-se o filtro adequado porque nas frequências abaixo de 50 Hz mantém um ganho constante do sinal.

Figura 29 – Esquema de filtro rejeita 60Hz.

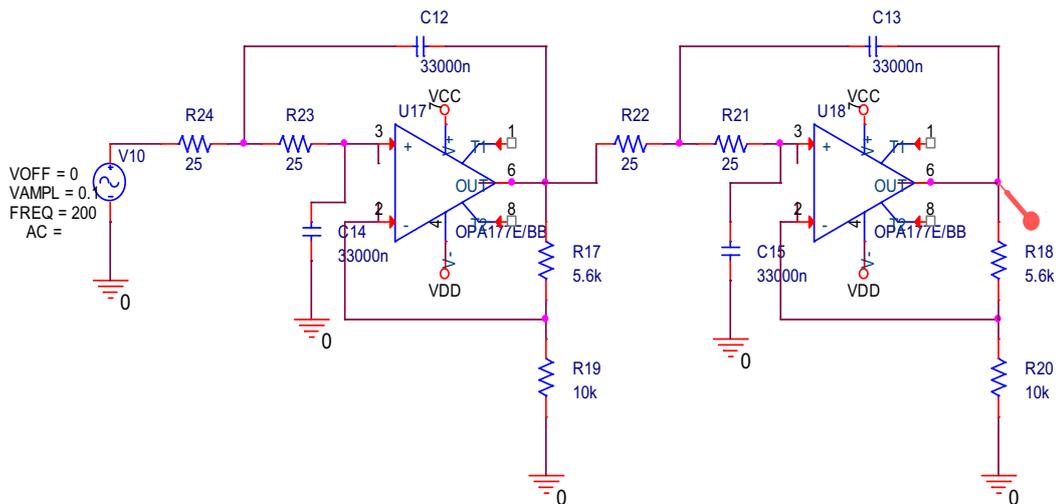


Fonte: Criação da autora.

Tabela 2 – Simulações do filtro rejeita 60Hz

Amplitude da fonte: 0,1V	Ganho do filtro: 10
Frequência [Hz]	Amplitude da resposta [V]
60	0,0287
50	0,0470
10	0,0933

Figura 30 – Esquema do filtro passa-baixa.



Fonte: Criação da autora.

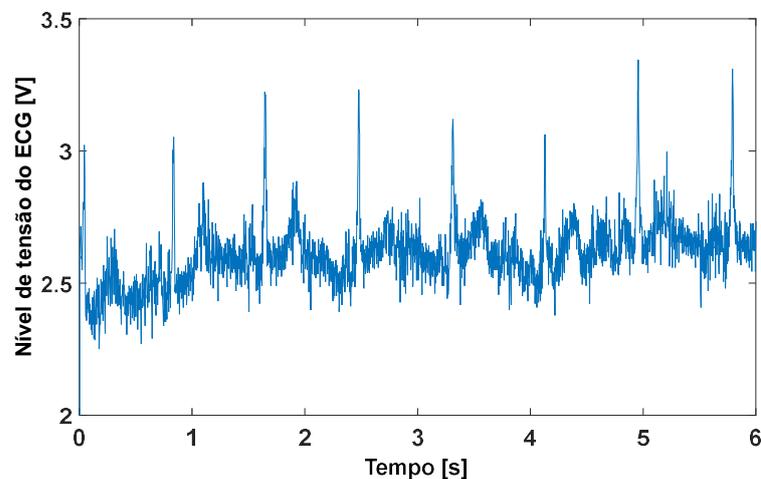
Tabela 3 – Respostas da simulação do filtro passa-baixa

Amplitude da fonte: 0,1V - Frequência de corte: 200Hz	
Ganho do filtro: 2 *1,56	
Frequência [Hz]	Amplitude da resposta [V]
10	0,2300
50	0,2300
150	0,1530
200	0,0916
250	0,0492
300	0,0271

Após preparação do equipamento para aquisição do eletrocardiograma a preocupação é o pré-processamento do sinal adquirido.

A Figura 31 mostra o gráfico de sinal de ECG captado observa-se a necessidade de filtragem digital do sinal. Foi criado um filtro FIR para a faixa de frequência de 0 a 200 Hz, conforme Teorema de Nyquist.

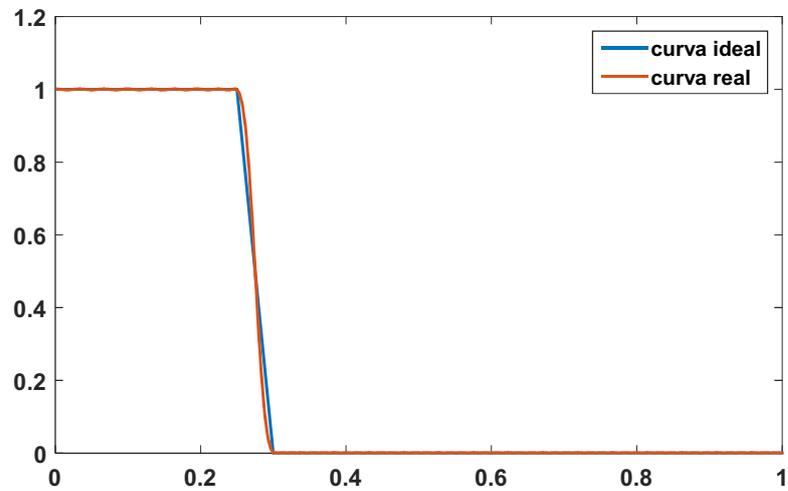
Figura 31 - Sinal de ECG sem filtragem digital



Fonte: Sinal coletado pela autora.

As maiores variações do sinal de eletrocardiograma estão em baixa frequência. O filtro foi configurado para ganho unitário na faixa de 1 a 50 Hz, e anula a saída na faixa de frequência de 60 a 200 Hz, conforme gráfico da Fig. 32. O filtro tem ordem 125, considerado muito alto, mas que apresentou uma resposta muito adequada, sem variações perceptíveis nem na banda de passagem, nem na banda de rejeição.

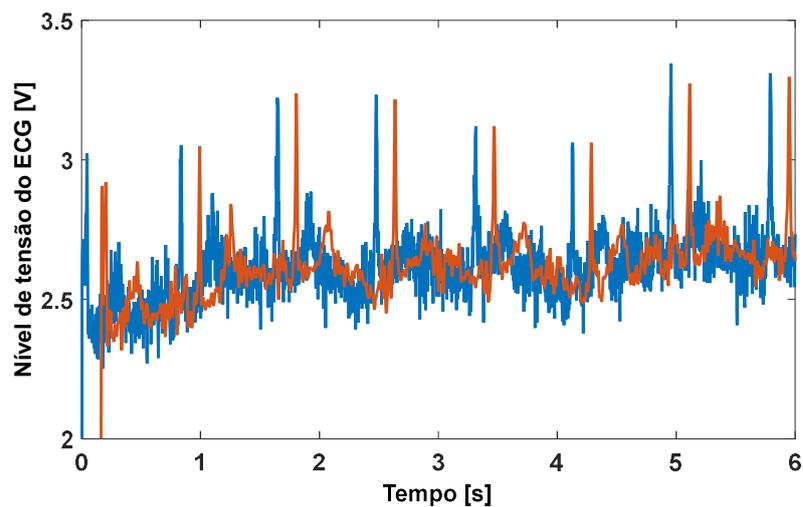
Figura 32 – Características do filtro utilizado no sinal de ECG.



Fonte: Gerado pela autora

O sinal de ECG quando passa pelo filtro apresenta um atraso de 0,156s, conforme gráfico da Fig. 33, que mostra o sinal com e sem filtragem, sendo que o atraso não irá interferir na análise do sinal.

Figura 33 - Sinal ECG, com filtro e sem filtro.

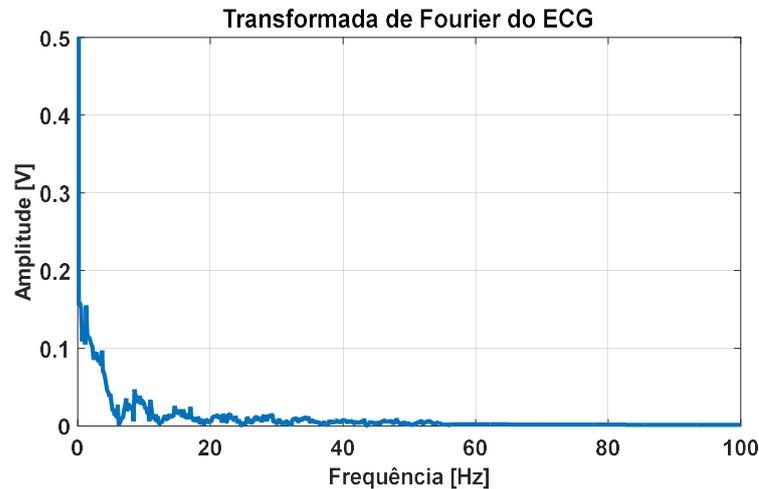


Fonte: Gerado pela autora

O sinal elétrico do coração é de padrão não linear, e depende das condições físicas e químicas do organismo da pessoa; e também varia com estímulos do sistema nervoso autônomo. A análise das frequências que compõem o sinal pode revelar características do

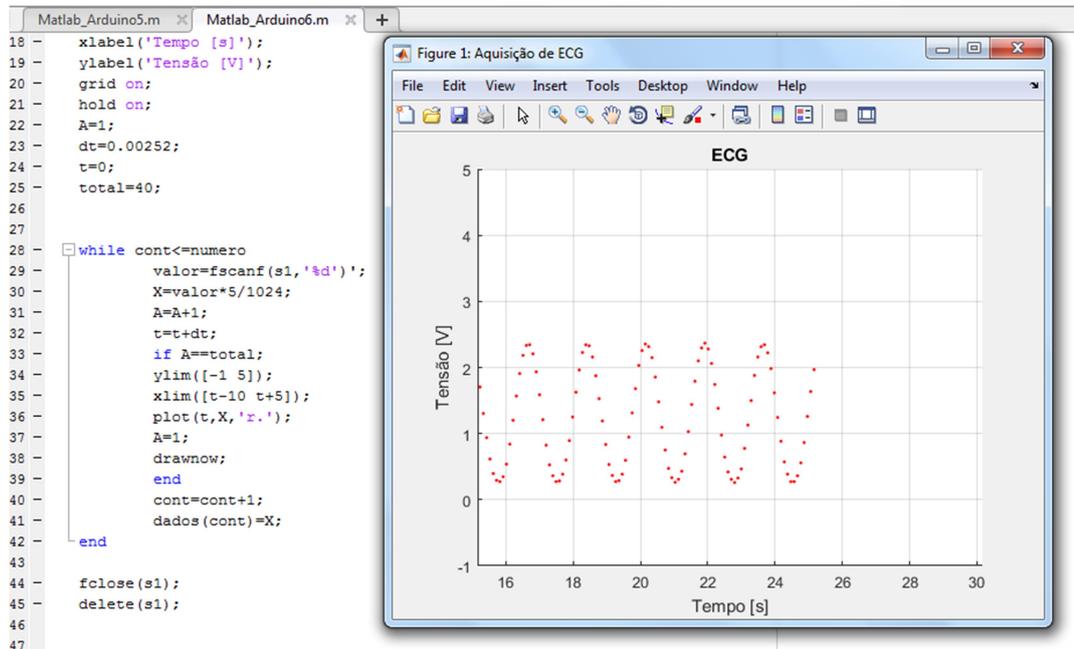
funcionamento do coração, como variabilidade da pulsação. No gráfico da Fig. 34, observa-se o sinal de ECG após a Transformada de Fourier com espalhamento na baixa frequência, e com algumas frequências de destaque.

Figura 34 – Sinal ECG no espectro de frequências.



Fonte: Gerado pela autora

Figura 35 - Calibração para aquisição em tempo real.



Fonte: Gerado pela autora.

Percebendo a necessidade de acompanhamento em tempo real da captura do sinal de ECG, foi criado um programa para exibir um gráfico do sinal de forma mais espaçada, para ser possível visualizar a coleta de dados em tempo real, porque a aquisição é realizada a uma

taxa muito alta para ser acompanhada visualmente. O sistema de visualização da aquisição foi calibrado com um sinal de 10 Hz, que está na faixa de frequência de interesse, no gráfico o sinal é mostrado com uma taxa de 0,58 Hz, como apresentado na Fig. 35, ressaltando que o sinal amostrado com taxa mais alta está sendo armazenado em um arquivo para análise posterior.

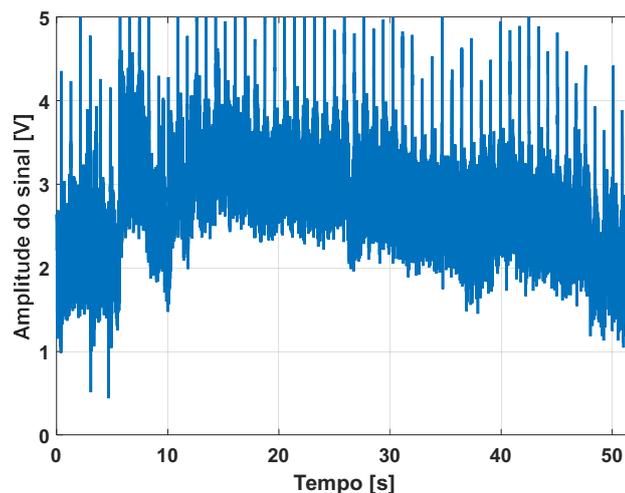
Filtros não lineares

Em outro teste foram adquiridos 20.000 pontos com intervalo entre amostras de 0,00258s de sinal de eletrocardiograma de pessoa sem doença cardíaca, sem deficiência física, e em repouso. Foi utilizado o sistema que está sendo construído.

A Figura 36 apresenta os dados adquiridos distribuídos no tempo estão ainda sem tratamento para observar comportamento do sistema de aquisição. O sinal apresenta bruscas variações no nível DC, que se referem à variação de impedância do contato do sensor com a pele. Estes intervalos de bruscas variações serão eliminados nas próximas análises.

Observando-se os dados com mais detalhes, no intervalo entre 15 e 20 s verifica-se a pulsação do coração em 67,41 bpm, caracterizada pela distância entre os picos referentes ao complexo QRS.

Figura 36 – Sinal elétrico do coração, sem tratamento.

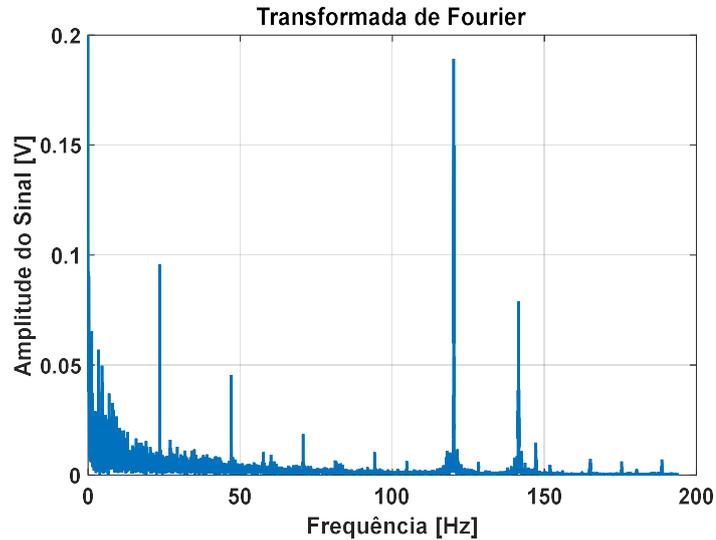


Fonte: Gerado pela autora.

O gráfico da Fig. 37 apresenta as frequências de composição do sinal. O sinal foi amostrado a uma frequência de 387,59 Hz, pelo Teorema de Nyquist o limite da

Transformada de Fourier é 193,79Hz. Observam-se ruídos expressivos em 120 Hz e seus submúltiplos.

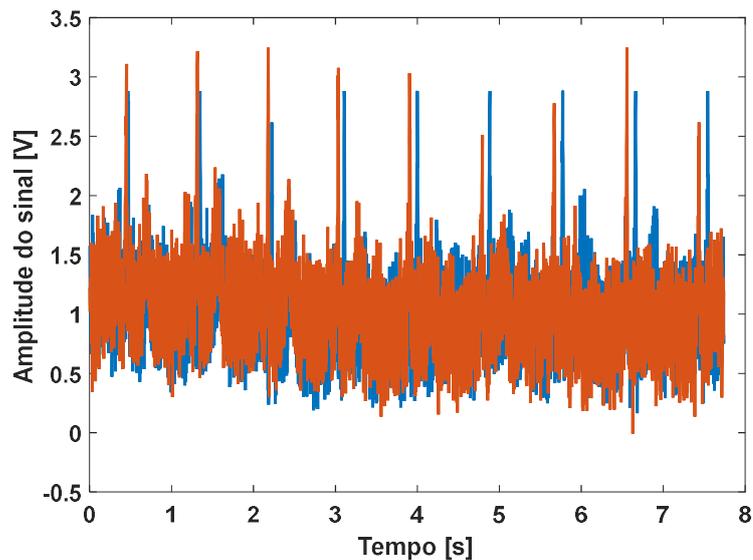
Figura 37 – Distribuição na frequência dos dados captados.



Fonte: Gerado pela autora.

Foram separados dois intervalos, Intervalo 1 e Intervalo 2, de mesmo tamanho do sinal, na faixa que não tem alterações abruptas do nível DC, para serem analisados, gráfico da Fig. 38. Observa-se a variação dos picos do complexo QRS em um dos intervalos, o sinal vai se espaçando mais que o outro.

Figura 38 – Intervalos selecionados do sinal no tempo.

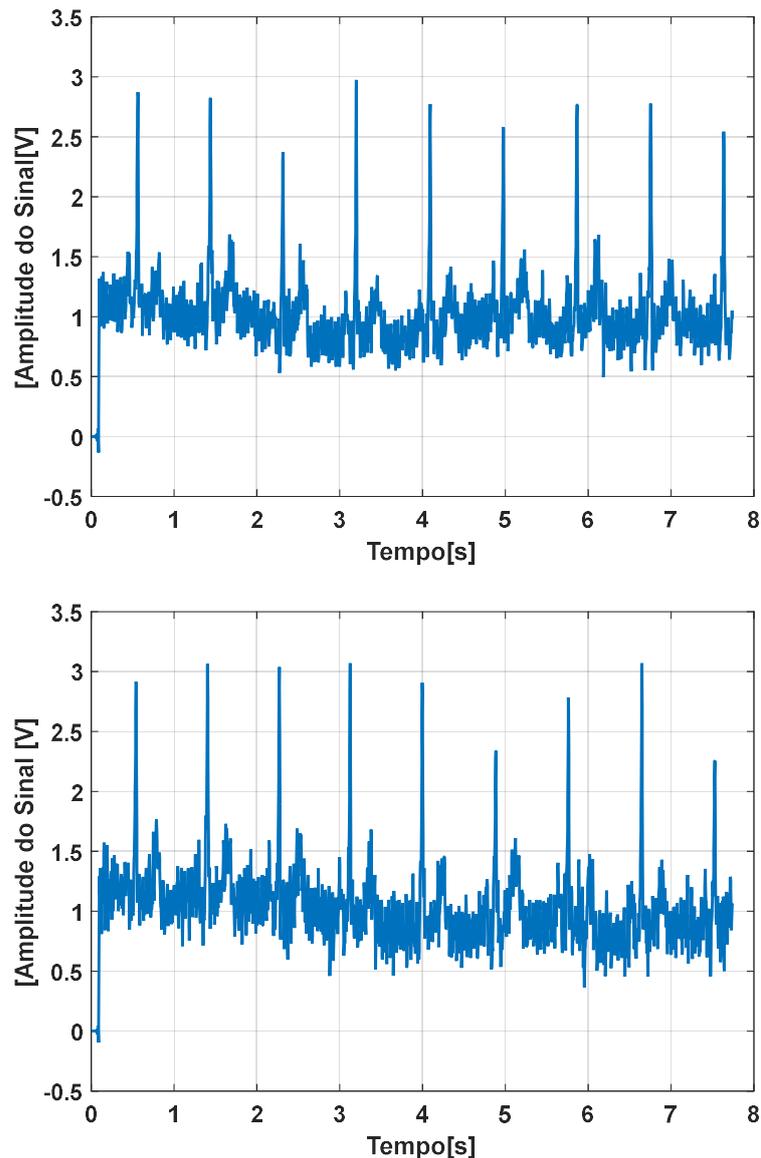


Fonte: Gerado pela autora.

Os dois intervalos foram filtrados com filtro digital, que mantém o ganho para sinais até 77,516 Hz e anula a saída para frequências acima de 116,274 Hz.

A Figura 39 apresenta respectivamente os Intervalos 1 e 2 no tempo após a filtragem, observa-se que os sinais estão mais delineados de acordo com a teoria, mas ainda apresentam quantidade de ruído relevante. O que leva a testar outros tipos de filtragem.

Figura 39 – Sinal dos Intervalos 1 e 2 do ECG, após a filtragem.

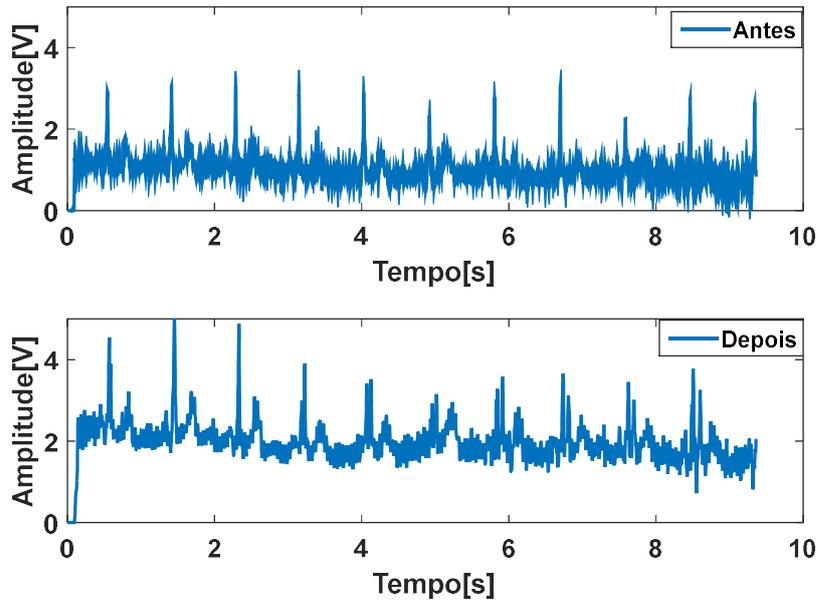


Fonte: Gerado pela autora.

Para teste de um filtro adaptativo foram utilizados os dados do Intervalo 2 para serem filtrados, considerando o Intervalo 1 como o sinal desejado. Na Fig. 40, os dois gráficos são uma comparação entre o sinal antes de ser filtrado e após ser filtrado. Observa-se após os 4s o

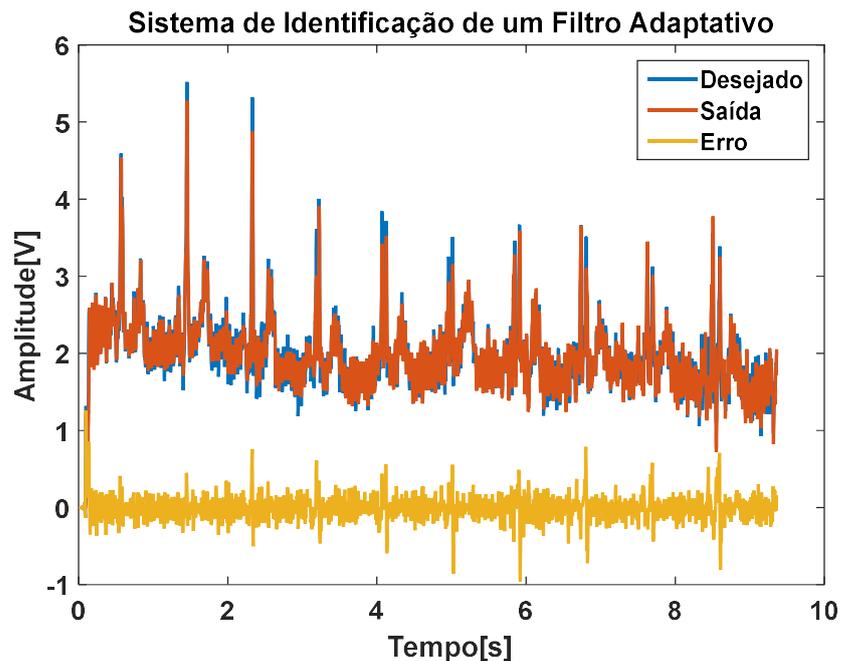
aparecimento de duplicidade dos picos do complexo QRS, devido ao filtro ser baseado no Intervalo 1, e estar filtrando o Intervalo 2, e como já observado a segunda parte dos intervalos apresentavam uma variação do período de pulsação do coração. Característica típica a ser apresentada no sinal e que precisa ser trabalhada.

Figura 40 – Sinais do Intervalo 2, antes e depois de passar pelo filtro adaptativo.



Fonte: Gerado pela autora.

Figura 41 – Sinal desejado, filtrado e erro entre os dois.



Fonte: Gerado pela autora.

Na Figura 41 é apresentada uma comparação entre o sinal desejado, no caso do Intervalo 1, os dados do Intervalo 2 após a filtragem e o erro entre estes sinais. Em alguns trechos o sinal de erro apresenta maior amplitude devido à posição diferente do pico de pulsação do coração.

3.2.2. Aquisição de Sinais durante a execução dos exercícios respiratórios.

Após testes e ajustes do equipamento de aquisição de sinais de eletrocardiograma iniciou-se coleta de sinais na execução dos exercícios respiratórios.

A coleta de dados de ECG e pressão arterial foi realizada durante a execução de exercício respiratório para melhorar a concentração do grupo de esportistas com deficiência física que fazem treinamento nos ginásios da FAEFI/UFU. As análises destes sinais comprovaram a relação entre o exercício e a variabilidade de frequência cardíaca, com critérios quantificados em percentual significativo. Nesta etapa também foi coletado dados de ECG do grupo de controle, durante a execução do exercício.

As informações serão analisadas por técnica lineares e não lineares buscando quantificadores com percentuais significativos de características do sinal executando o exercício e com respiração normal.

3.2.3. Aquisição e pré-processamento dos sinais de eletroencefalograma

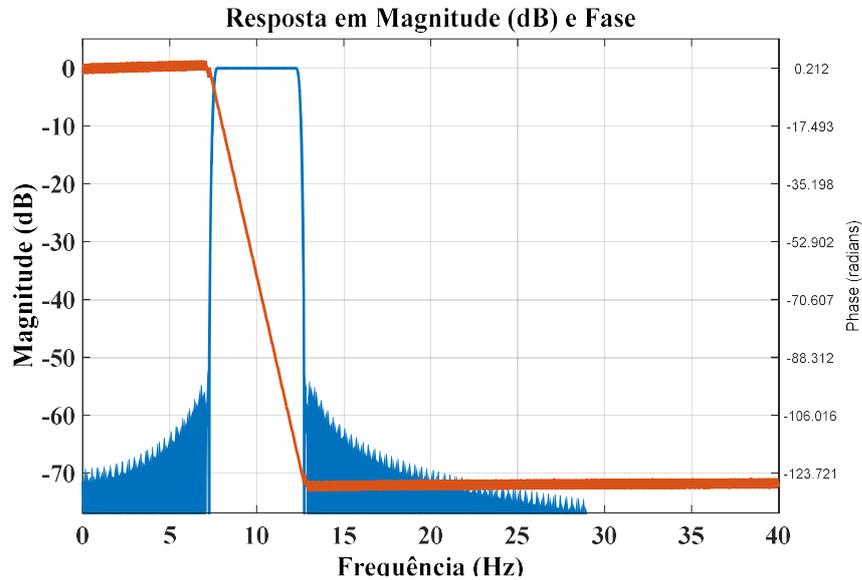
Os sinais de eletroencefalograma EEG analisados foram coletados no trabalho de mestrado [56], foram cerca de 100 amostras, em uma etapa com olhos abertos, em estado alerta, e numa etapa seguinte com olhos fechados. Aqui serão analisadas amostras de 10 participantes escolhidos aleatoriamente.

Os sinais foram separados em épocas de 120s para olhos abertos e olhos fechados. Foram separados em arquivos diferentes para facilitar o processamento. Identificando o código do participante, a etapa, e o eletrodo a que se referem.

As séries temporais foram filtradas por meio de filtros digitais tipo FIR, passa banda de 7,5 a 12,5 Hz. A ordem do filtro foi alta 1780 para que não interferisse no sinal, como se pode observar na Fig. 42, na banda de passagem a resposta em amplitude é plana de amplitude 0 dB, fora da banda de passagem a amplitude é atenuada em -60 a -70 dB. A fase

na banda de passagem é alterada de 0 a 120 radianos. A frequência de amostragem do sinal coletado foi 240 Hz.

Figura 42 – Filtro digital – Resposta em Magnitude e Fase



Fonte : Gerado pela autora

Com o objetivo analisar os sinais de diferentes formas foi necessário realizar alguns processamentos para adequação.

Os sinais no tempo após o pré-processamento foram plotados no tempo para inspeção visual da interferência por perturbações. Toda a amostra foi utilizada para o cálculo de estabilidade das órbitas, com cálculo do expoente de Lypaunov.

Os sinais coletados no tempo após o pré-processamento foram convertidos para a frequência para análises de recorrência em frequência das ondas alfa.

Com o objetivo de verificar as alterações no restante do espectro de frequências dos sinais de eletroencefalograma, os sinais coletados também passaram por dois filtros em sequência, um passa banda de 0,5 a 40 Hz e um rejeita banda de em 7,5 a 12,5 Hz. Os sinais resultantes se referem às ondas delta, teta, beta e gama. A diferença de recorrência dos sinais com olhos aberto e fechados são analisados.

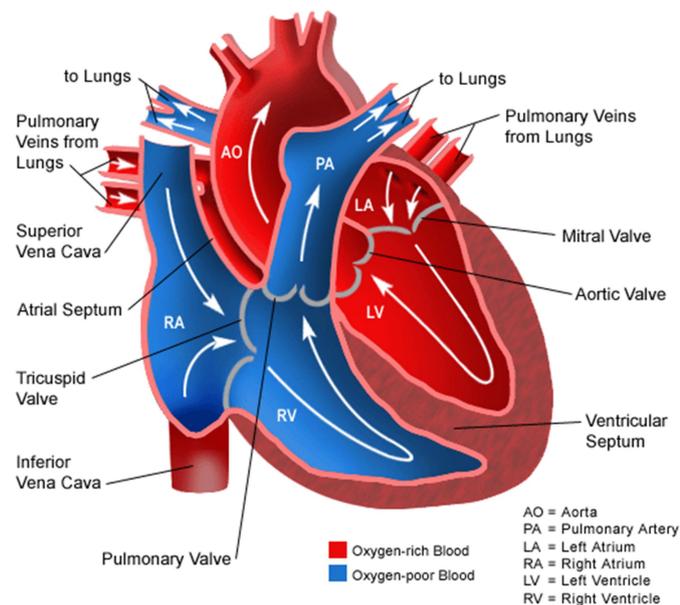
3.3. Análise de sinais

3.3.1. Sinais do coração

O eletrocardiograma capta a propagação dos impulsos elétricos gerados pelos nós sinoatrial e atrioventricular, responsáveis pela contração das câmaras do coração que propiciam a circulação do sangue do coração para os pulmões para oxigenação e do coração para o restante do corpo para sustentar a vida das células, o sistema de fluxo sanguíneo funciona como ilustrado na Fig. 43.

Os sinais do coração que chegam à pele podem ser contaminados com interferências dos sinais gerados pelos músculos. A instrumentação para captura do sinal também está sujeita a interferência dos ruídos eletromagnéticos do ambiente.

Figura 43 –Fluxo sanguíneo gerado pela contração das câmaras.



Fonte: (Anatomy of the Heart: Blood flow through the Heart and the Heart Valves involved.

www.pinterest.com).

O sinal de eletrocardiograma captado na pele tem potencial baixo. Devido a esta questão na coleta de dados é necessário cuidar dos movimentos corporais do participante porque os movimentos musculares geram potencial elétrico e interferem nos sinais elétricos gerados pelo coração. Foram realizados experimentos para verificar o nível de interferência dos sinais musculares na coleta de sinais de ECG, com eletrodos captando o ECG e outros próximos captando os sinais elétricos resultantes do participante movimentar os braços.

Na execução dos exercícios respiratórios foram realizadas análises comparativas entre o ECG da pessoa em estado normal, relaxado, e entre a pessoa fazendo os exercícios respiratórios.

3.3.2. Sinais do sistema nervoso

A caracterização das diferenças das ondas alfa entre olhos abertos e olhos fechados, sinais na faixa de 7,5 a 12,5 Hz, começa com verificação estatística descritiva básica, média, desvio padrão e amplitude, que resume as características dos conjuntos de dados por meio de técnicas simples.

Em estatística descritiva, o coeficiente de correlação de Pearson, Eq. 36, também chamado de "coeficiente de correlação produto-momento" ou simplesmente de " ρ de Pearson" mede o grau da correlação e a direção dessa correlação - se positiva ou negativa entre duas variáveis de escala métrica. Este coeficiente, normalmente representado por ρ assume apenas valores entre -1 e 1. Se 1 significa uma correlação perfeita positiva entre as duas variáveis. Se -1 significa uma correlação negativa perfeita entre as duas variáveis, isto é, se uma aumenta, a outra sempre diminui. Se 0 significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra. No entanto, pode existir uma dependência não linear. Assim, o resultado 0 deve ser investigado por outros meios.

$$\rho = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{var(X) * var(Y)}} \quad (36)$$

As ondas alfa que chegam à superfície da pele na região occipital do córtex cerebral são resultado da comunicação entre o tálamo e o córtex cerebral [1]. Não estão concentradas em um ponto específico, mas resultado da conexão da região externa do cérebro e o ponto de controle na região mais interna. A Correlação fornece o nível de associação ou similaridade de comportamento de dois sinais. As correlações dos eletrodos da região occipital de cada participante foram comparadas entre olhos abertos e olhos fechados sem movimentar o eletrodo entre as coletas dos dados. Também foi verificada a correlação entre os eletrodos da região occipital, O1, Oz e O2.

Após a caracterização por técnicas lineares, a análise é aprofundada por técnicas não lineares. O maior expoente de Lypaunov foi calculado para a série numérica do sinal EEG segundo Parlitz [57], com o objetivo de comparar a variabilidade dos ciclos no espaço de fase. Os parâmetros de configuração da análise são o tempo de retardo τ e a dimensão de imersão

D. O valor do retardo ótimo τ corresponde ao primeiro mínimo local, segundo Frase e Swinney [58]. A dimensão de incorporação D é definida pelo método Cao [59].

Iniciando a análise da recorrência, para verificar as características das órbitas de recorrência no espaço de fase, foi analisado todo o espectro do eletroencefalograma 0,5 a 40 Hz, e somente as ondas alfa para olhos abertos e fechados. A significância da diferença pelos resultados da quantificação foi verificada por meio do teste de hipóteses, considerando primeiramente $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$; $H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$; F_c calculado foi comparado à tabela Snedecor, se $F_c > F_{tab}$ rejeitar H_0 .

$$F_c = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \quad (37)$$

Na sequência, verificou-se a hipótese sobre as médias $H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$; $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$, t_c calculado foram incluídos na tabela t student $t_c > t_{tab}$ reject H_0

$$t_c = \frac{\sqrt{n} \cdot \Sigma_i(x_{1i} - x_{2i})}{(\sigma_1 - \sigma_2)} \quad (38)$$

Os testes foram especificados para banda alfa. Os sinais passa-banda filtrados 7,5 a 12,5 Hz, reamostrados em 1/3. Gráficos de recorrência e quantificações foram gerados com sinais de amostra de alguns participantes. Além disso, análise de quantificação de recorrência de dados de dez participantes e calculado o nível de confiança de 90% para os resultados.

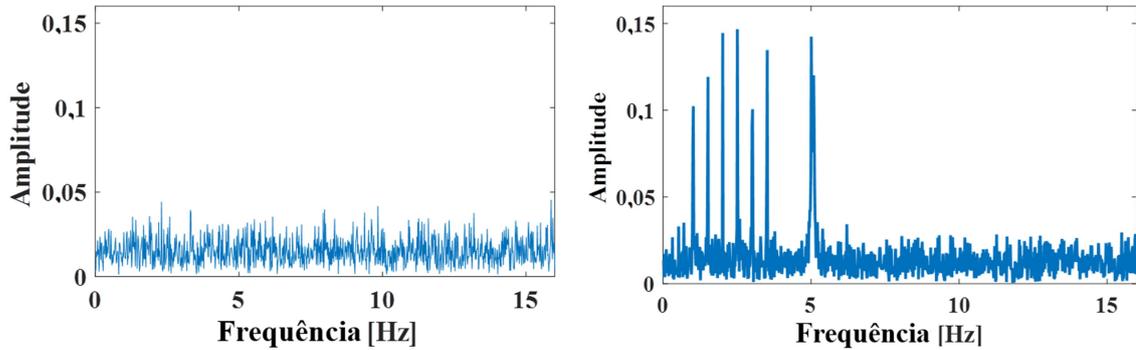
Neste trabalho, como inovação proponho verificar os níveis de recorrência do EEG no espectro de frequências. A técnica é relevante para análises concentradas de séries temporais longas. Destacando diferenças relevantes na caracterização do sinal EEG. Primeiramente, é realizada a transformada de Fourier da série temporal. A recorrência do espectro de frequência é verificada para cada amplitude e frequência.

Para entender melhor a proposta de inovação, vamos comparar dois sinais. Um é um ruído com média zero, e o outro ao ruído foi adicionado alguns senos de maior amplitude. As características dos sinais podem ser observadas no espectro de frequência, Fig. 44.

A análise de recorrência foi realizada com dimensão de incorporação $D = 3$ e tempo de retardo são $\tau = 1$. A busca foi definida pela norma Euclidiana para um limiar de $\varepsilon = 1\sigma$; $l_{min} = 3$ $ev_{min} = 3$. A Figura 46 mostra os gráficos de recorrência. Os quantificadores de

recorrência RR, DET, L, ENTR, LAM e TT são maiores para o ruído do sinal que foram adicionados alguns senos de maior amplitude como podem ser visto na Tabela 4.

Figura 44 – Exemplos de sinais para demonstrar a técnica de análise de recorrência no espectro de frequências.



Fonte: Gerados pela autora

Os gráficos de recorrência, Fig. 45, mostram que os sinais com frequências de maior amplitude têm linhas verticais e horizontais bem definidas nessas frequências, passos em que o sinal de frequência está fora do limiar de $\varepsilon = 1\sigma$. A taxa de recorrência RR Tab. 4 é mais alto para o sinal com amplitudes relevantes em algumas frequências. As sequências diagonais que estão dentro do limite definido e têm mais de três pontos, são quantificadas pelo determinismo DET. Proporciona a uniformidade do comportamento do sistema em pequenas mudanças de frequência, referindo-se às variações do tempo do ciclo do sinal EEG.

O quantificador L, comprimento diagonal médio fornece informações sobre a estabilidade do sistema dentro do limite quando ocorrem pequenas variações de frequência.

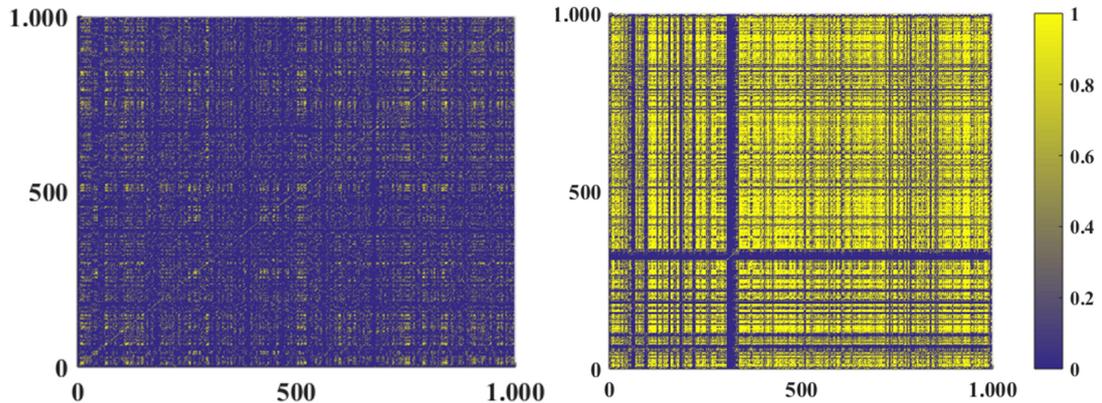
A entropia ENTR de Shannon varia com a taxa de recorrência RR e dimensão de incorporação D.

Os quantificadores das linhas verticais / horizontais LAM e TT nesta técnica têm um significado diferente e relevante. Sinais de frequência com grandes amplitudes permanecem fora do limite para uma sequência maior de pontos podendo abranger toda a matriz de recorrência na vertical / horizontal.

Tabela 4 – Quantificadores de recorrência dos exemplos..

	RR	DET	L	ENTR	LAM	TT
a	0.088	0.394	3.759	1.201	0.123	3.620
b	0.450	0.852	6.087	2.272	0.680	6.106

Figura 45 – Plots de recorrência dos sinais utilizados como exemplo.



Fonte: Gerados pela autora

3.4. Análise de arritmia sinusal respiratória

Foram coletados dados de ECG e EEG com o participante assentado em posição confortável. Os testes foram em quatro momentos, olhos abertos e respiração normal (A/N); olhos abertos e fazendo o exercício respiratório (A/R); olhos fechados e respiração normal (F/N) e olhos fechados fazendo o exercício respiratório (F/R), cada momento teve duração de 3 min.

O exercício respiratório para aumenta a concentração utilizado pelos esportistas é executado através de ciclos de inspirar o ar e expirar em períodos longos, mas que sejam confortáveis para o participante. Foram colocados os eletrodos F3 e F4 de EEG na região frontal por controlar os movimentos do corpo; na região occipital os eletrodos O1, Oz e O2, devido esta região responde com diferentes tipos de resposta do EEG quando os olhos estão abertos ou fechados, sendo que na meditação os exercícios respiratórios são realizados com olhos fechados; e foram colocados também os eletrodos F1, Fz e F2 a 20 cm abaixo dos eletrodos O1, Oz e O2 da região occipital, na perspectiva de conseguir sinais mais relevantes gerados pelo cérebro, justificando que o caminho que o sinal teria que passar seria de menor impedância devido estar no limiar da proteção do córtex pelo crânio.

A coleta de dados e o estudo foram autorizados pelo comitê de ética em pesquisa em seres humanos da UFU, CAAE: 86888217.7.0000.5152 e Número do Parecer: 2.770.851. Anexo 7.

Os sinais foram analisados com o objetivo de verificar como o exercício respiratório afetava a ondas de EEG. Já havíamos anteriormente verificado que os sinais da região

occipital se alteram entre olhos aberto e fechados, e que os sinais do coração ECG se alteram durante o exercício respiratório, sendo que os ciclos do coração são alterados pelo sistema nervoso autônomo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Modelo matemático do eletrocardiograma

4.1.1. Ajuste do modelo matemático do oscilador

Diversas formas de modelagem do eletrocardiograma já foram trabalhadas, como já foi abordado no item 2.2.2.

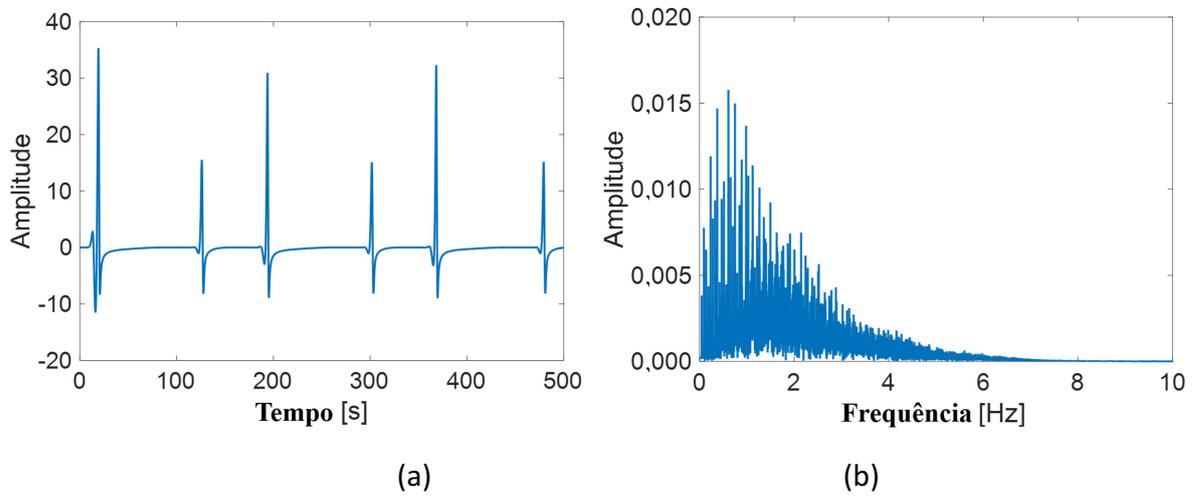
O oscilador de relaxação de Van der Pol de 1928 [16] vêm sendo muito utilizado para criar modelos de sistemas biológicos com diversas abordagens, citamos com exemplo o trabalho de [17]. A intensidade e natureza da sincronização do acoplamento de dois osciladores, e a sincronização dos ritmos em configuração caótica foram analisadas por [17], sendo demonstrado que a interferência de um terceiro oscilador como forçamento do sistema dificulta muito a sincronização dos osciladores.

Neste trabalho com o objetivo de melhorar os modelos de eletrocardiograma com osciladores foi realizada a mudança de parâmetros de um modelo matemático de [19]. O sistema é composto de dois conjuntos de equações acoplados em anel, cada conjunto tem uma equação de Van der Pol; uma equação de atraso diferencial de tempo; e uma equação de filtro passa baixa, com retificação de meia onda.

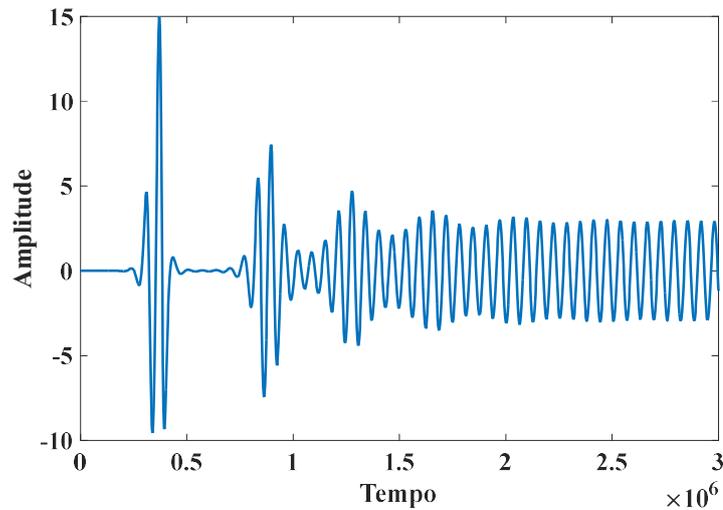
O modelo de oscilador de relaxação utilizado por [19] foi resolvido por métodos numéricos conforme os parâmetros selecionados para a Eq. 33 com $T = 20$, $\varepsilon = 2$ e $\mu = 1$, $\tau = 100$, $\alpha = 0,05$. Este oscilador gera uma forma de onda que caracteriza o sinal elétrico relativo à despolarização dos ventrículos, ou seja, o conjunto de ondas QRS, como caracterizado na Fig. 46. O sinal do oscilador apresenta um espectro na baixa frequência, com espalhamento.

Foi realizado um estudo da influência dos parâmetros do sistema. Por experimento computacional foram realizados vários testes com menor quantidade de pontos para observar as alterações de comportamento do sistema quando da alteração de um parâmetro. Muitas das configurações de parâmetros desestabilizam o sistema. Um parâmetro que resultou em variações relevantes na saída do oscilador foi épsilon ε que ajusta o amortecimento. Foram realizados testes com variação do mesmo, mantendo os outros parâmetros constantes. Como exemplo com alteração de épsilon ε de 2 para 1 temos uma resposta que desestabiliza, Fig. 47, sendo $T = 20$, $\varepsilon = 1$ e $\mu = 1$, $\tau = 100$, $\alpha = 0,05$.

Figura 46 – Complexo QRS gerado pelo trabalho de [7]



Fonte: Gerados pela autora

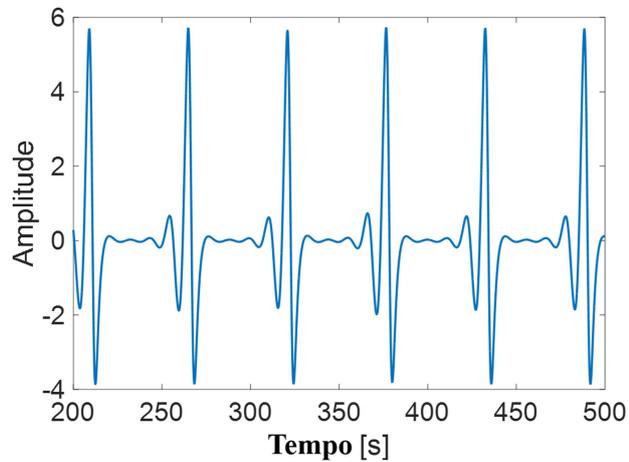
Figura 47 – Resposta do oscilador com alteração da configuração do parâmetro $\varepsilon=1,0$ 

Fonte: Gerado pela autora

O sistema estabilizou com os parâmetros $T = 20$, $\varepsilon = 0,76$ e $\mu = 1$, $\tau = 100$, $\alpha = 0,0189$, e condições iniciais $[0; 10^{-6}; 0; 0; 10^{-6}; 0]$. O sistema de osciladores gerou o sinal do conjunto de ondas QRS, de propagação ventricular, e também as ondas T, T', e P conforme Fig. 48.

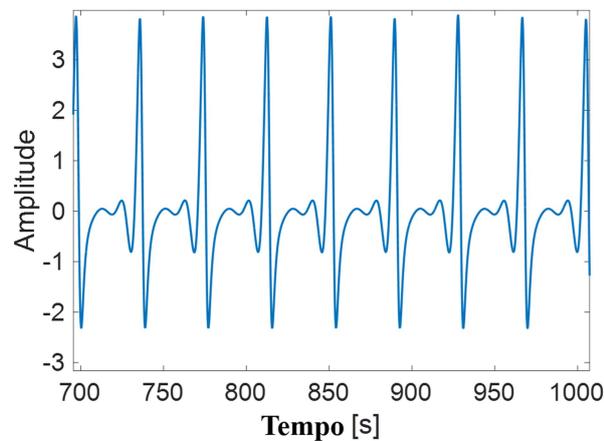
Outra configuração que se estabilizou e apresenta a onda P foi gerada com alteração também do parâmetro T, $T = 9,7$, $\varepsilon = 0,76$ e $\mu = 1$, $\tau = 100$, $\alpha = 0,0189$. O resultado é apresentado no gráfico da Figura 49.

Figura 48 – Resposta do oscilador apresenta ondas T, T', e P, além do complexo QRS.



Fonte: Gerado pela autora

Figura 49 – Resposta do oscilador apresenta a onda P, além do complexo QRS.



Fonte: Gerado pela autora

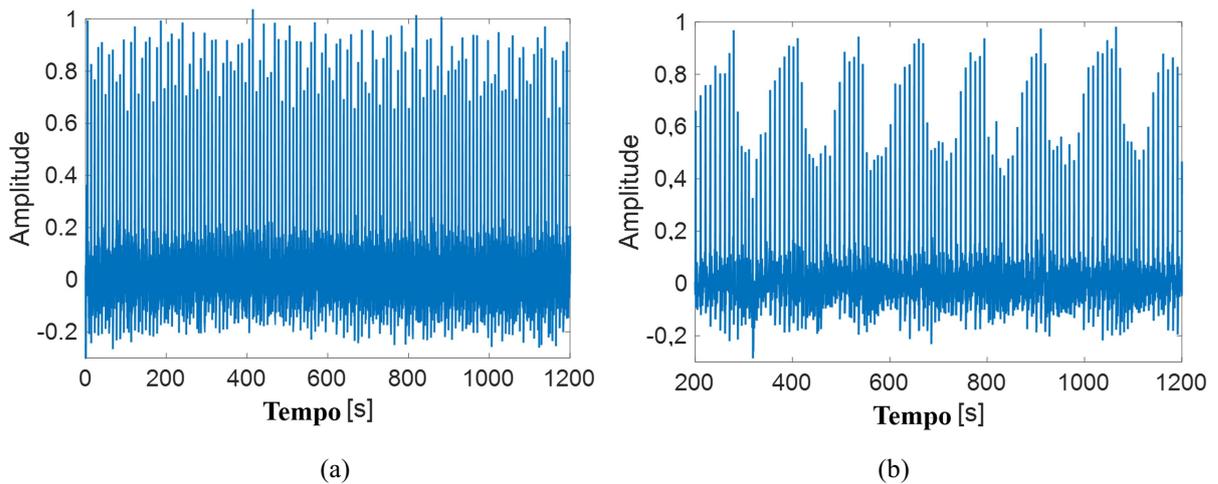
4.1.2. Utilizando o oscilador com modulação do sistema nervoso autônomo.

Na sequência, o resultado da resolução do modelo matemático passou por um modulador para adquirir as características do resultado de um teste experimental que comprova a atuação do sistema nervoso autônomo ligado ao coração, que altera a frequência cardíaca através de exercícios respiratórios para melhorar a concentração de esportistas, sendo que na fase de inspiração o parassimpático não atua no coração, causando o aumento da frequência cardíaca, e na expiração o parassimpático atua diminuindo a frequência cardíaca.

O objetivo da alteração de parâmetros do conjunto de osciladores e modulação do sinal foi criar uma forma de análise comparativa do comportamento do coração, no desenvolvimento do exercício respiratório.

Foram realizados testes experimentais com coleta de dados de eletrocardiograma de cinco esportistas fazendo o habitual exercício respiratório antes de começar o treinamento para uma competição. Eles foram solicitados a primeiramente permanecer por 3 min em estado normal de respiração, enquanto os dados de eletrocardiograma eram coletados, e em uma segunda etapa realizavam o exercício respiratório. Os dados demonstraram a variação do sinal de eletrocardiograma em relação ao estado de respiração normal, como se pode observar na Fig. 50, durante o exercício a amplitude da onda R, se altera ciclicamente, e a frequência cardíaca também, (a) sinal com respiração normal e (b) sinal com exercício respiratório.

Figura 50 – Eletrocardiograma em estado normal e no exercício respiratório



Fonte: Gerado pela autora

O sinal gerado pelo sistema de osciladores foi reamostrado para se adequar a frequência de batimentos cardíacos e normalizado pelo valor máximo para comparação aos sinais de eletrocardiograma experimentais. A caracterização da modulação do sinal do coração resultante do exercício respiratório foi modulação em amplitude do sinal. O sinal do conjunto de osciladores é multiplicado por um sinal cossenoidal com uma frequência menor que a dos batimentos cardíacos, seguindo a Eq. 39, sendo que esta multiplicação altera a frequência do sinal, como a Eq. 40.

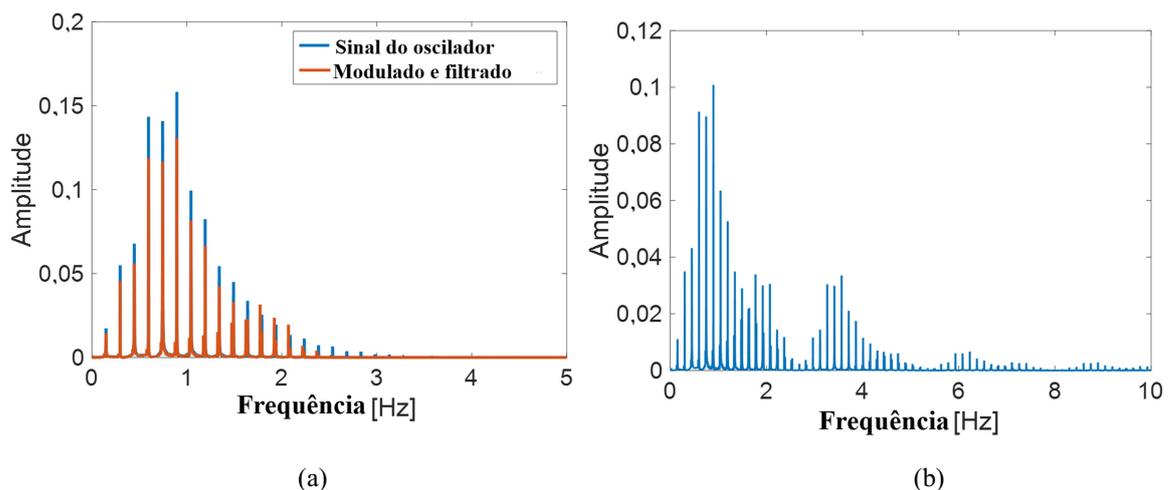
$$y(t) = x(t) \cos(2 \pi F_c t) \quad (39)$$

$$x(t) \cos(2 \pi F_c t) \Leftrightarrow \frac{1}{2} [X(f + F_c) + X(f - F_c)] \quad (40)$$

O sinal do oscilador da Figura 46 foi modulado em amplitude. Na modulação foi considerado que $F_c > B$ não haverá sobreposição de espectro, sendo B a largura de banda de $x(t)$. A largura de banda aplicada ao sinal modulado é de $2B$ Hz. A frequência adotada para a portadora foi de 10 Hz, sendo que um ciclo completo de estímulo do coração tem cerca de 1Hz, e a banda de frequência na amplitudes significativas estão abaixo de 5 Hz. A taxa de amostragem do sinal foi de 625 Hz. A modulação foi processada considerando fase inicial do sinal e da portadora nulas.

O sinal do oscilador com variação das ondas em baixa amplitude, apresentado na Fig. 48 tem o espectro do gráfico da Fig. 51 (a), com frequências definidas e algum espalhamento em função da variação de resposta do oscilador. A Figura 51 (b) apresenta o sinal após modulação, observando que a banda de frequência aumentou, e para cortar a banda de frequência acrescentada pela modulação, o sinal modulado passou por um filtro digital passa-baixa, com resposta de acordo com Fig. 51 (a), onde se observam as mesmas frequências da entrada, com alteração nas amplitudes.

Figura 51 – Resposta em frequência do sinal e após modulação.

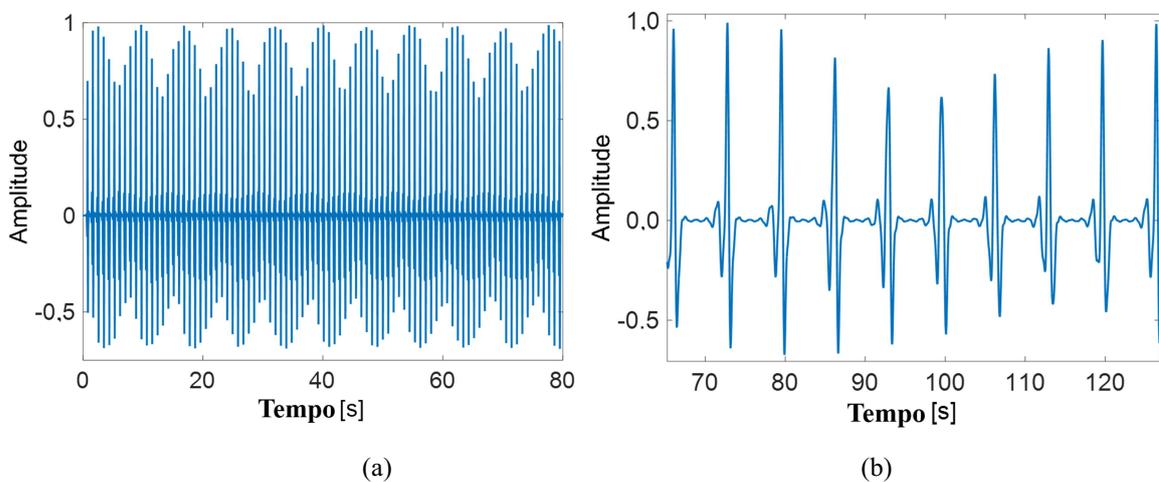


Fonte: Gerado pela autora

O sinal resultante é apresentado na Fig. 52 (a), detalhando a variação das ondas T, T' e P no gráfico da Fig. 52 (b). O sinal apresentou as características de variação de amplitude do sinal experimental registrados no gráfico da Fig. 50 (b).

A alteração dos parâmetros dos osciladores de relaxação acoplados gerou a caracterização das ondas P e T, além do complexo QRS, o que possibilita comparação com estes segmentos, caracterizando os sinais do coração. Especificamente, na abordagem do exercício respiratório para controle da concentração dos esportistas, que provoca a modulação em amplitude e frequência do estímulo elétrico do coração o conjunto de osciladores gerou o sinal básico que passou por um processo de modulação em amplitude alterando a forma de onda, com equivalência ao sinal experimental.

Figura 52 – Resposta no tempo após modulação e filtragem



Fonte: Gerado pela autora

4.1.3. Análise de bifurcação do sistema oscilador.

Após este trabalho inicial com osciladores para modelagem de sinais de eletroencefalograma foi realizada uma análise da resposta do sistema através de uma ferramenta de análise de sistemas não lineares, o diagrama de bifurcação. Desta parte do trabalho foi publicado um artigo completo - P AND T WAVES HEART MODELING WITH VAN DER POL OSCILLATOR - no Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica – COBEM 2017, Anexo 3.

Neste trabalho, foi realizada a alteração dos parâmetros do sistema oscilador de Kaplan [19] com acoplamento de dois osciladores de Van der Pol filtrados, com retificação de meia onda e filtro passa-baixa, semelhante ao do oscilador Wien Bridge. O comportamento e a estabilidade das respostas do sistema são analisados através de diagramas de bifurcação, através da variação de parâmetros dentro da faixa de valores de interesse. O objetivo aqui é

representar as variações das ondas P e T do eletrocardiograma que possuem menor magnitude que o complexo QRS. Este trabalho trouxe um pequeno avanço na modelagem de sinais cardíacos. O trabalho final atingiu o objetivo, foi conseguida uma configuração do modelo que gerou um sinal numericamente compatível com o sinal real. O trabalho foi enviado a uma revista para avaliarem a publicação.

4.2. Análise dos Sinais Eletrocardiograma

4.2.1. Análise da interferência dos sinais musculares no eletrocardiograma

A filtragem de um sinal de participante estático é básica, mas neste trabalho o participante fez movimentos específicos que causaram diferentes níveis de distúrbios de ECG.

Foi realizada uma coleta de dados para análise do nível de interferência dos sinais musculares no eletrocardiograma. A coleta de dados foi realizada com um sistema de aquisição da Miotec, foi coletada a diferença de potencial entre dois eletrodos. Um par de eletrodos foi colocado abaixo da clavícula, um na clavícula esquerda e o outro na direita para coleta do sinal de eletrocardiograma, designado nos gráficos como ECG. O segundo par de eletrodos EMG1 foi colocado do lado esquerdo na proximidade da clavícula, onde estava o eletrodo de ECG. O terceiro par de eletrodos EMG2 foi colocado próximo ao outro de ECG do lado direito.

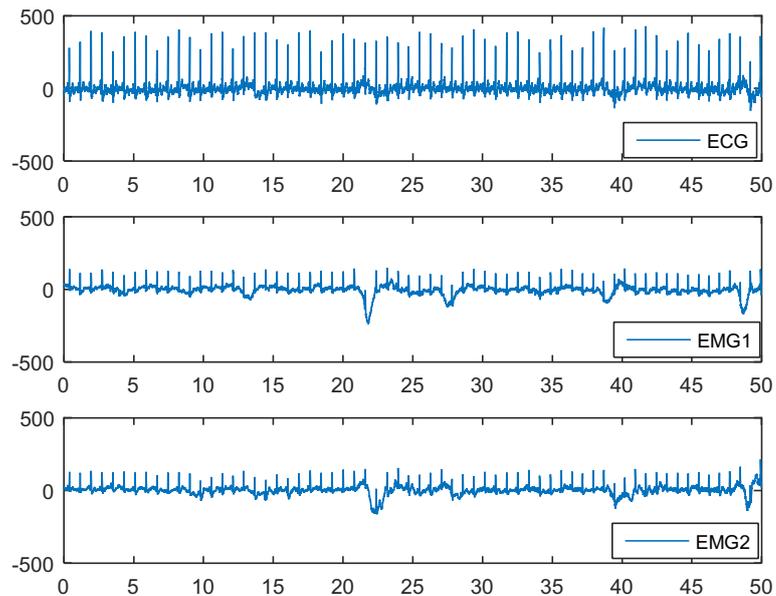
Num primeiro momento foram coletados dados com o participante parado e evitando se movimentar. No gráfico da Figura 53 se observa os três sinais coletados, o primeiro de ECG, e os dois seguintes referentes aos sinais de eletromiografia EMG. O sinal de ECG apresenta algumas perturbações, visíveis como desnível da linha de base. Estas perturbações costumam ser referentes a pequenos movimentos involuntários do participante. Nos sinais de EMG estas perturbações são mais relevantes na amplitude total do sinal. Nos sinais de EMG também se observa a onda R do ECG, demonstrando a presença da diferença de potencial gerada no coração em uma pequena distância de eletrodos na proximidade do ombro do participante.

Observa-se na Figura 54 que o sinal de eletromiografia apresenta maior amplitude nas frequências menores que o coração, devido às movimentações musculares serem relativamente mais prolongadas que a frequência cardíaca.

O sinal de eletrocardiograma ECG coletado foi decomposto para filtragem por Wavelet. Os filtros selecionados foram Daubechies db3 e db4 devido à forma que mais se assemelha ao complexo QRS. As análises foram realizadas no Toolbox do Matlab, os resultados são apresentados nas Fig. 55 e Fig. 56, respectivamente. O sinal foi decomposto em 5 níveis. Os níveis residuais resultantes foram os mesmos para as duas funções. As decomposições d2 e d3 apresentam as regiões do sinal temporal onde existe maior ruído. Os sinais filtrados realmente caracterizam melhor o sinal de ECG.

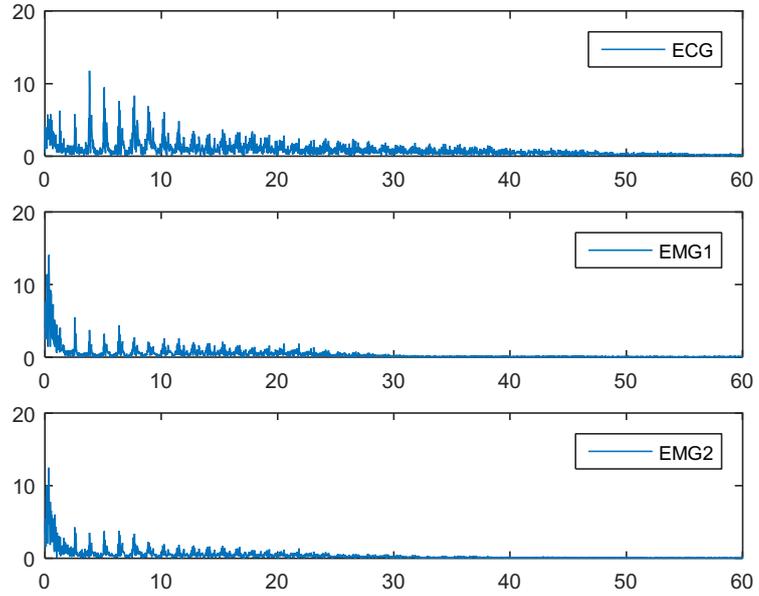
Na segunda coleta de dados foram realizados testes com movimento do braço do participante. O participante estava sentado confortavelmente, e iniciando com os braços abaixados na lateral do corpo deveria lentamente levantar o braço esquerdo à frente até a altura do ombro. O procedimento se repetiria durante todo o período de coleta dos dados.

Figura 53 – Sinais com o participante sem movimentação



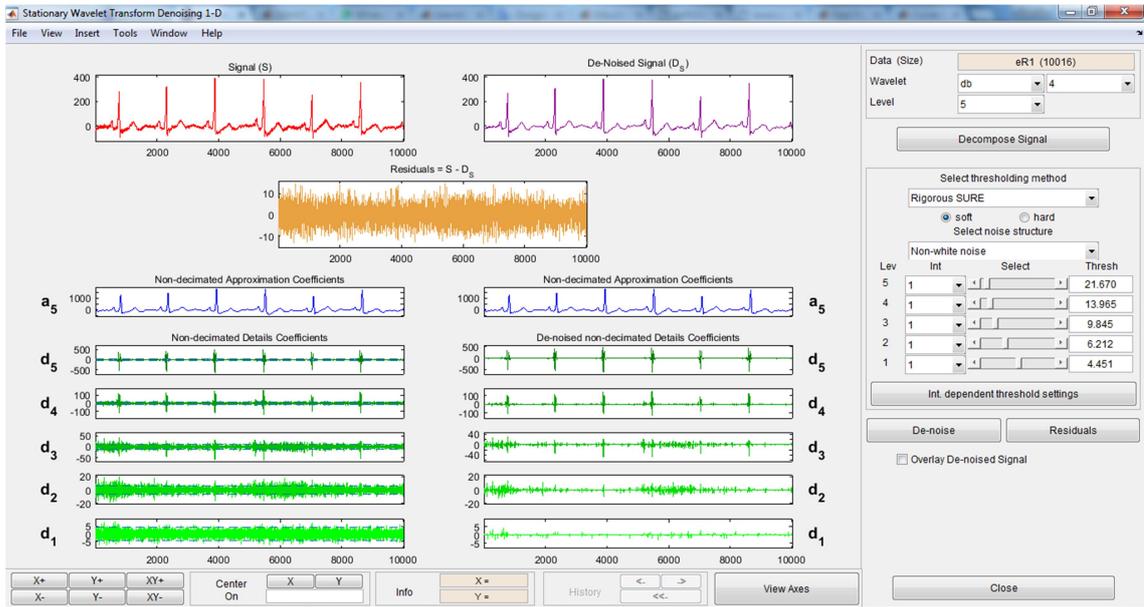
Fonte: Gerado pela autora

Figura 54 – Espectro de frequências dos sinais sem movimentação do participante



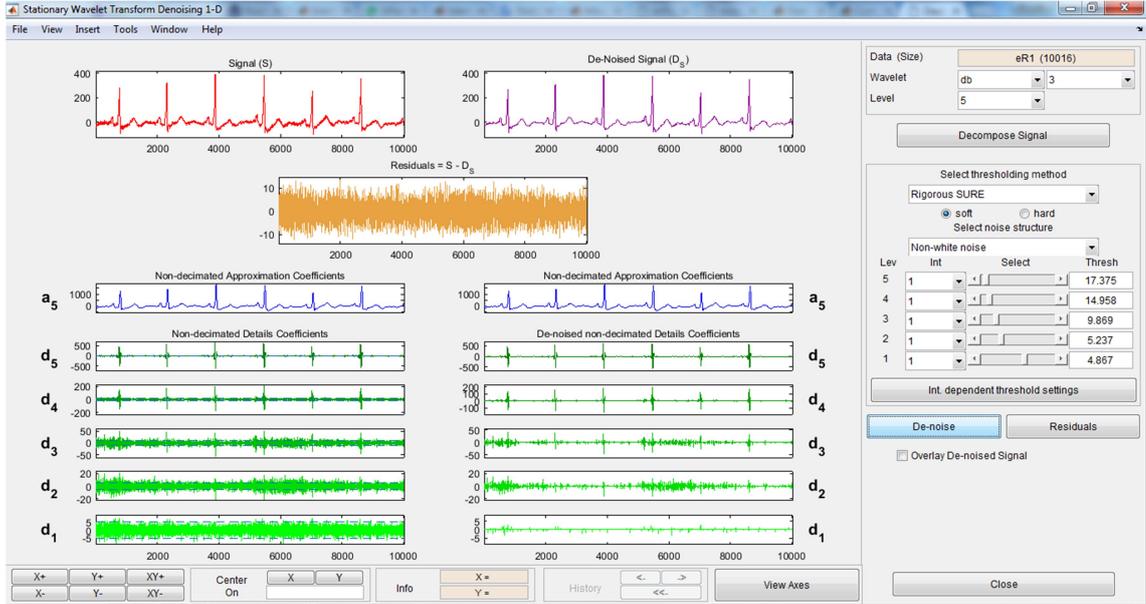
Fonte: Gerado pela autora

Figura 55 – Filtragem Wavelet utilizando Daubechies db4



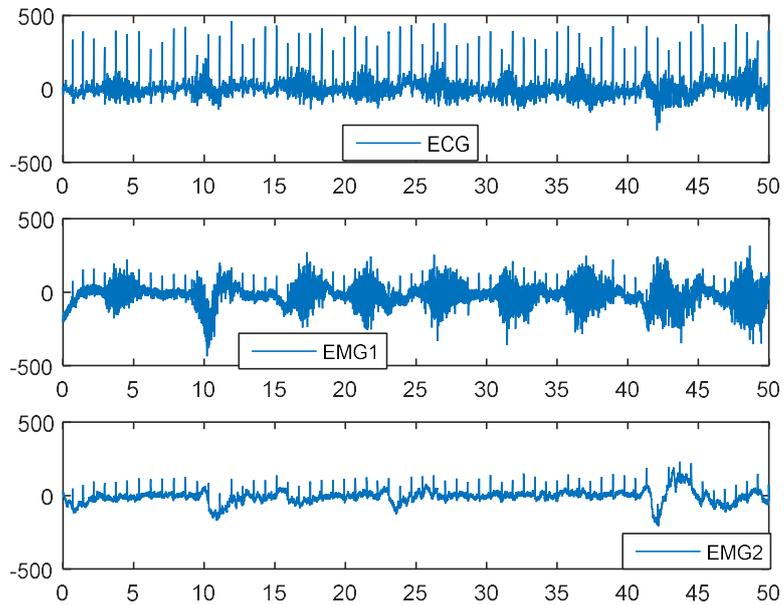
Fonte: Gerado pela autora

Figura 56 – Filtragem Wavelet utilizando Daubechies db3



Fonte: Gerado pela autora

Figura 57 – Sinais coletados movimentando o braço esquerdo à frente.



Fonte: Gerado pela autora

Os gráficos da Figura 57 apresentam os sinais coletados durante a movimentação. Observa-se que o nível de perturbação do sinal ECG aumenta nos momentos onde o sinal de eletromiografia EMG1 aumenta a amplitude devido ao movimento do braço esquerdo, O sinal

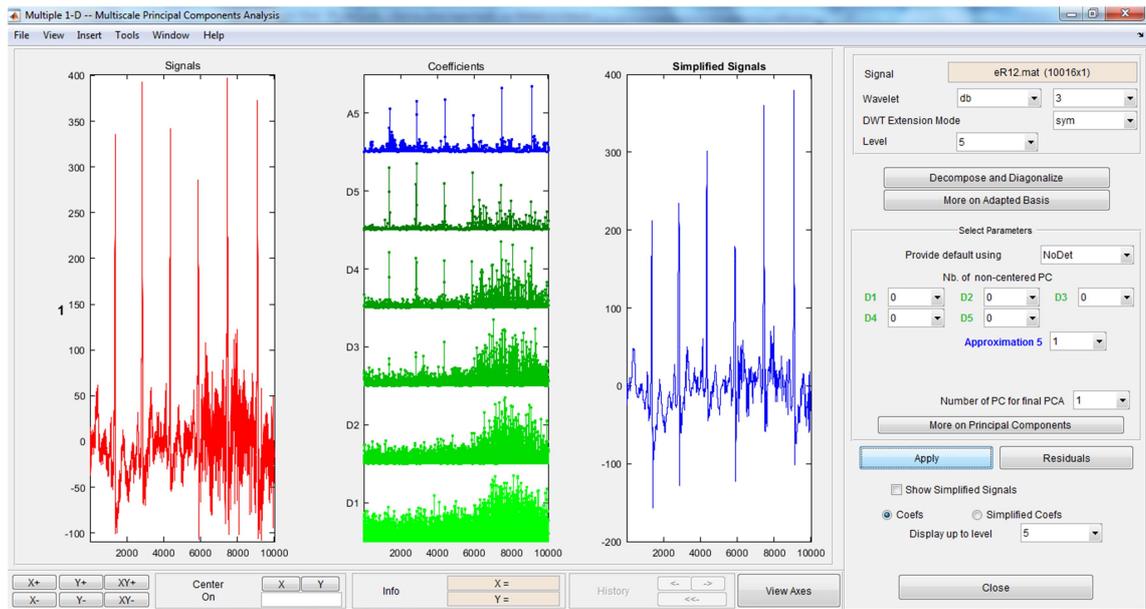
EMG2 do ombro direito também em alguns momentos apresenta as perturbações geradas pelo movimento do braço esquerdo, ou de outros movimentos involuntários do participante.

Na sequência foi testada a filtragem do sinal por análise do componente principal em múltiplas escalas MPCA, utilizando o toolbox do Matlab. O sinal agora apresenta maiores perturbações devido ao movimento do braço. A função utilizada foi db3 em cinco níveis. As decomposições realmente apresentam as perturbações, Figura 58.

Na sequência foi realizado o teste levantando o braço direito à frente. Observa-se na Figura 59 que o sinal de EMG2 se altera muito durante o movimento, e o nível de perturbação é maior nas baixas amplitudes de ECG nos movimentos do braço.

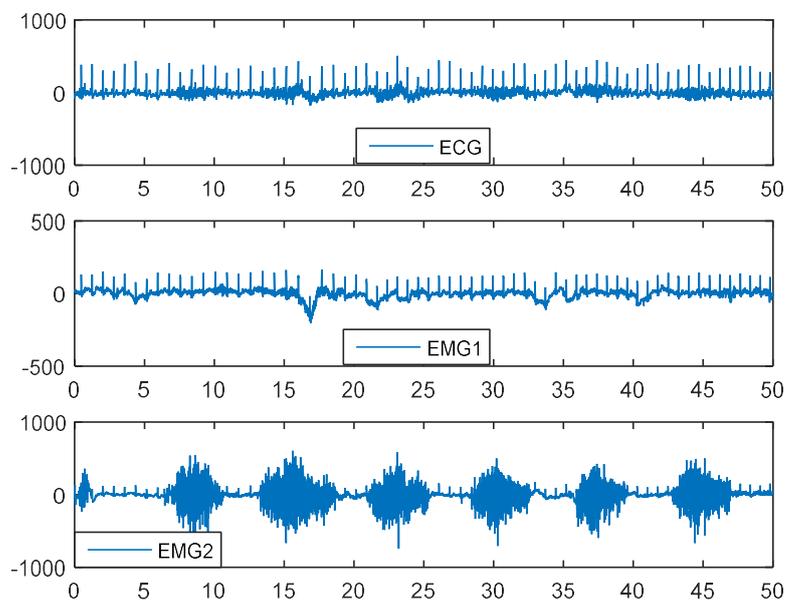
Também foram realizados os testes levantando o braço na lateral. Os resultados são apresentados nas Figuras 60 e 61. O movimento de um braço causa perturbação no sinal de EMG e afeta o sinal coletado no ombro oposto e no sinal do coração ECG.

Figura 58 – MPCA do sinal de ECG com movimento do braço esquerdo.



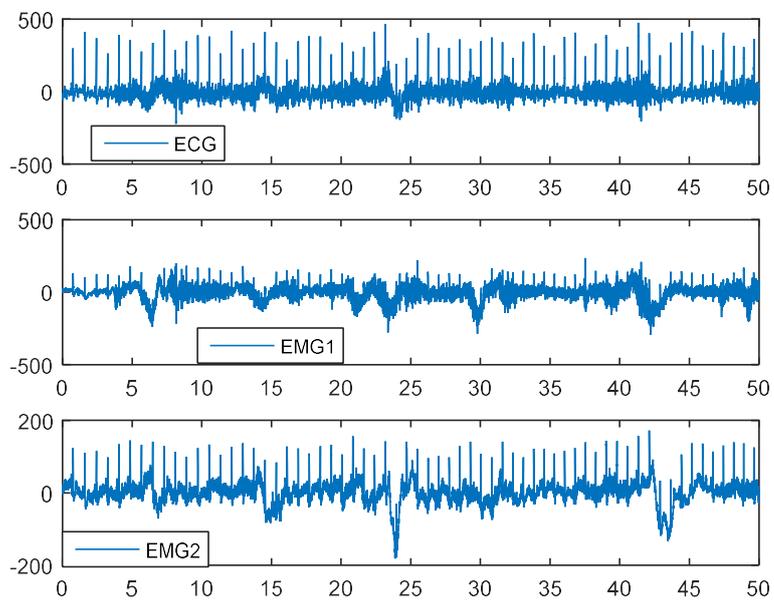
Fonte: Gerado pela autora

Figura 59 – Sinais coletados movimentando o braço esquerdo à frente.



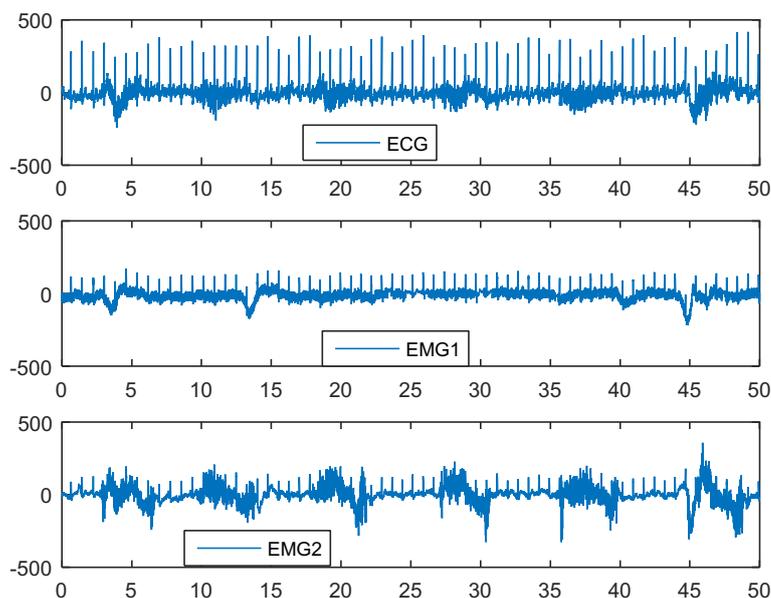
Fonte: Gerado pela autora

Figura 60 – Sinais coletados movimentando o braço esquerdo a lateral.



Fonte: Gerado pela autora

Figura 61 – Sinais coletados movimentando o braço direito à lateral.



Fonte: Gerado pela autora

4.2.2. *Qualidade da filtragem dos sinais de eletrocardiograma.*

Após teste verificando a interferência dos movimentos na coleta de sinais do coração, foi realizado um trabalho de análise da qualidade de filtragem do sinal para que fosse escolhido o melhor caminho de pré-processamento do sinal. O trabalho gerou um artigo resumido - QUALITY DENOISING OF HEART SIGNAL EXPERIMENTALLY ACQUIRED - que foi apresentado no 6th Internation Conference on Nonlinear Science and Complexity NSC -2016, Anexo 4.

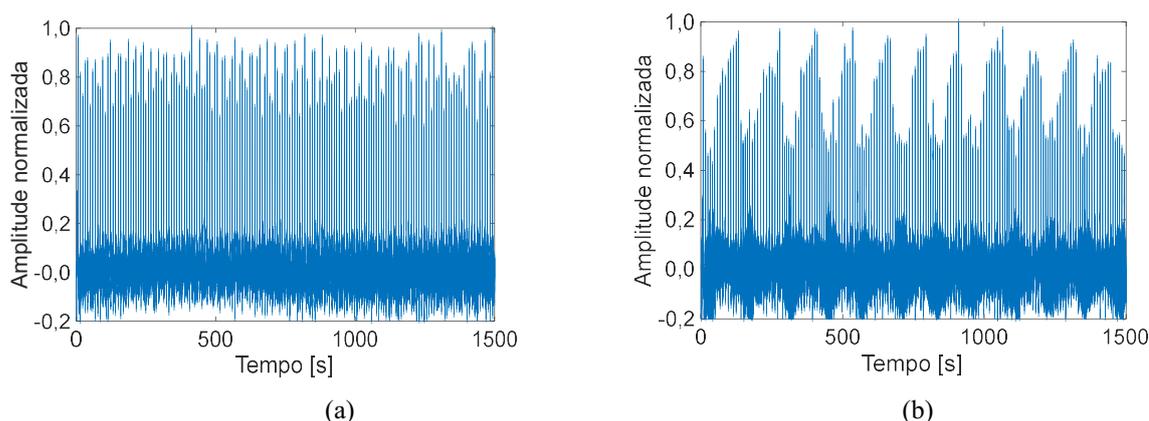
As técnicas Wavelet e os filtros de Kalman foram investigados, mas não apresentaram resultados satisfatórios devido ao fato que os sinais biológicos têm como padrão normal variações de resposta devido a estímulos químicos, físicos ou neurológicos. A filtragem deve respeitar essa grande variabilidade, não criando respostas falsas que prejudicariam a análise dos dados. A técnica proposta trabalha a linha de base com média móvel de janelas em cascata, o tamanho das janelas é ajustado empiricamente. Foi utilizado um filtro passa-baixa de alta ordem e atraso ajustado, as ondas analisadas do ECG foram separadas por janelas. Os resultados atingiram 55 a 80% da recuperação do sinal contaminado sem alterar as propriedades do sinal original. A abordagem utilizada foi considerada a mais

adequada entre as metodologias testadas e será utilizada para a preparação da amostra durante a etapa de análise dos dados.

4.2.3. *Análise dos sinais de eletrocardiograma no exercício respiratório.*

Os sinais de eletrocardiograma coletados dos atletas após pré-processamento foram analisados. Os gráficos da Figura 62 apresentam os resultados. Observa-se no gráfico (a) o sinal de ECG com amplitudes normalizadas, o sinal foi coletado com o participante com respiração normal. Os picos das ondas R tem variação média de 0,7 a 0,9 de forma aleatória. O gráfico (b) apresenta o sinal de ECG durante o exercício respiratório. As amplitudes da onda R variam de forma organizada em relação ao tempo, criando um efeito de modulação.

Figura 62 – Eletrocardiograma (a) respiração normal; (b) respiração controlada.



Fonte: Gerado pela autora

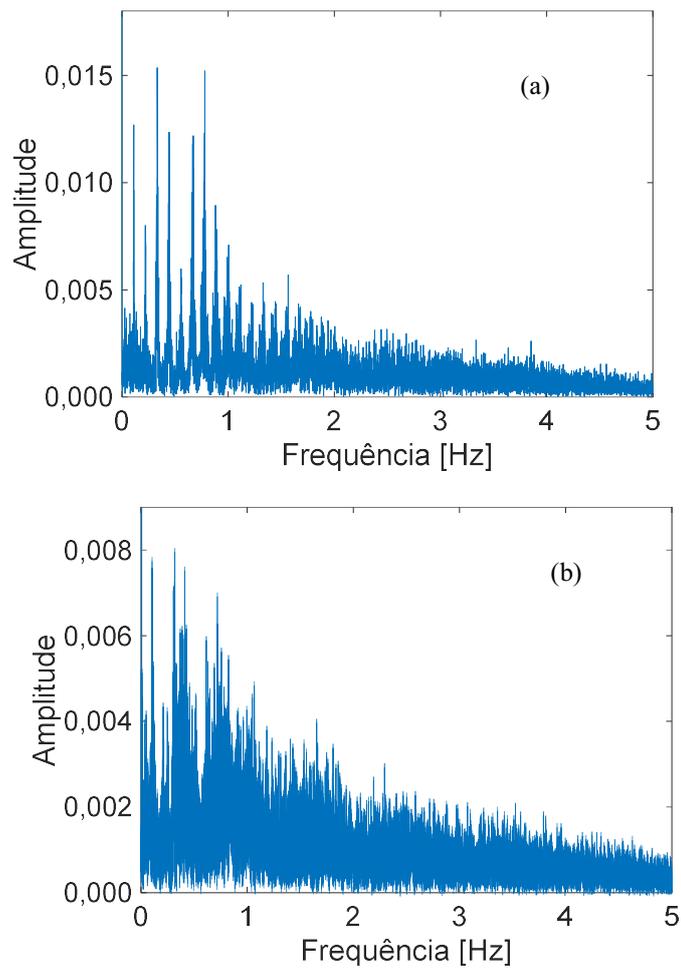
A Figura 63 apresenta os gráficos dos sinais de ECG no espectro de frequências. O sinal com respiração normal (a) tem picos definidos, na frequência da onda R e em seus múltiplos. O espectro de frequência do sinal com respiração controlada é espalhado porque além de variar a amplitude da onda R, a frequência cardíaca também varia durante o exercício.

A distribuição dos intervalos de tempo entre as ondas R e a amplitude dessa onda para os dois experimentos são apresentadas através de histogramas. Os histogramas foram gerados com 10 % das amostras de ECG.

O histograma da Fig. 64 (a) refere-se ao intervalo entre os disparos elétricos que estimulam a contração do coração com participante respirando no padrão normal; os valores

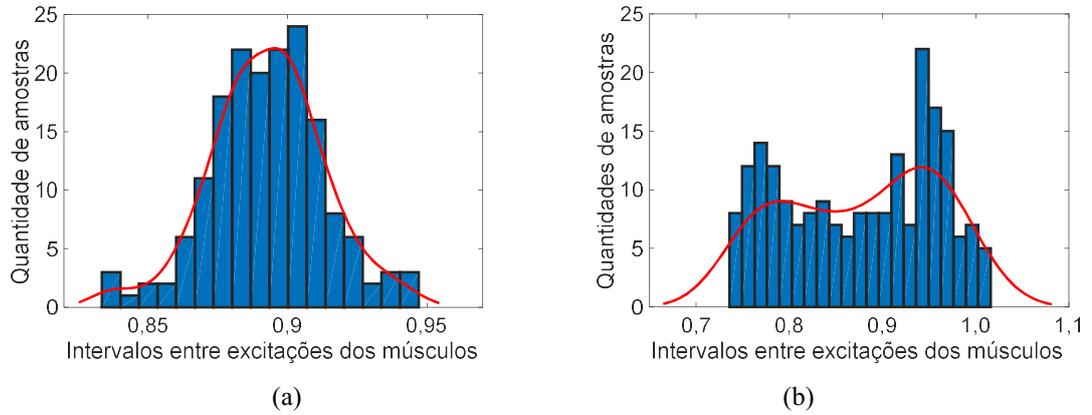
estão concentrados em torno de um valor central da forma gaussiana, com média de 0,892; desvio padrão 0,020; curtose 3,463 e assimetria -0,137. Já durante o exercício de inspiração e expiração, Fig. 64 (b), os intervalos são mais uniformemente dispersos em uma faixa mais ampla de valores, com média de 0,877, desvio padrão 0,081; curtose 1,674 e assimetria -0,176.

Figura 63 – Eletrocardiograma (a) respiração normal; (b) respiração controlada.



Fonte: Gerado pela autora

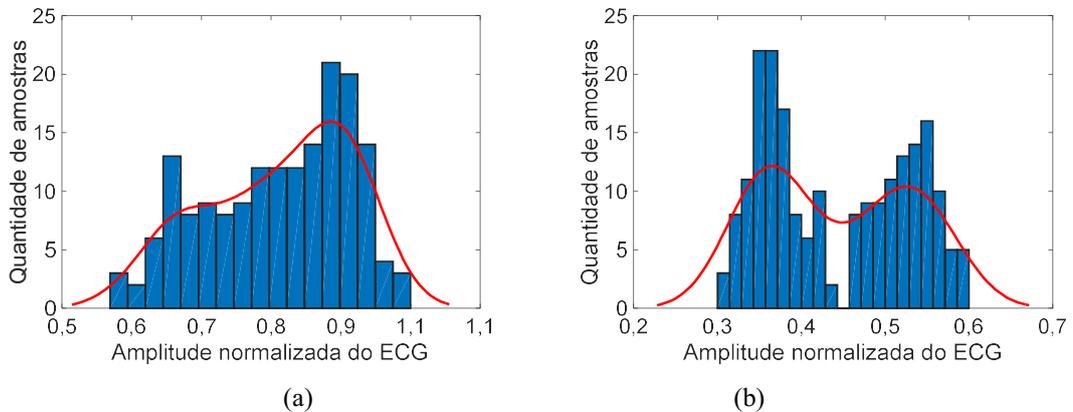
Figura 64 - Intervalo de tempo entre as ondas R: (a)estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.



Fonte: Gerado pela autora

A variação da amplitude dos sinais de ECG com a respiração padrão do participante esta apresentada no histograma da Fig. 65 (a) com amplitude média em torno de 0,810; com desvio padrão 0,104; curtose da distribuição 2,079 e assimetria -0,417. O histograma da variação de amplitude da onda R do ECG durante o exercício de controle respiratório tem dois valores de concentração, como se observa na Fig.65 (b). As concentrações de valores estão em torno de dois valores distintos: 0,55 e 0,9, como média global de 0,685; desvio padrão 0,173; curtose da distribuição 1,517 e assimetria 0,128.

Figura 65 – Amplitudes das ondas R: (a)estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.

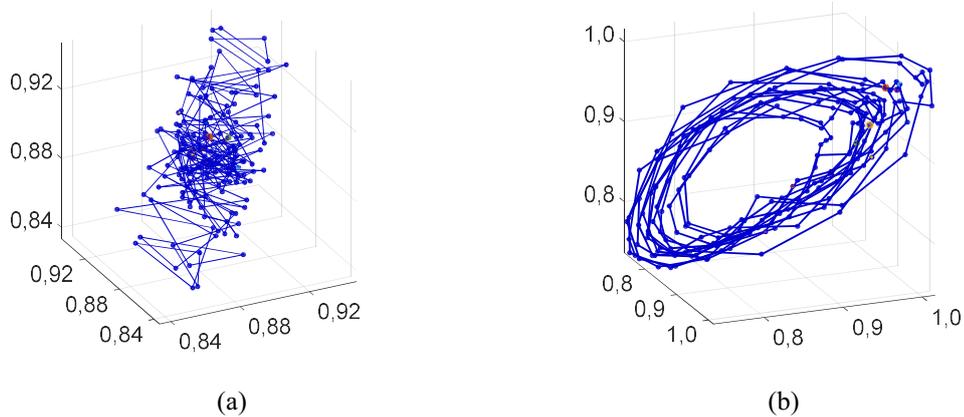


Fonte: Gerado pela autora

As amplitudes dos picos R e as variações dos ciclos de ECG foram reconstruídas no espaço de fases para observação do comportamento dos sistemas nos dois estados observados com respiração normal e no exercício respiratório.

A configuração da reconstrução foi estabelecida com atraso $\tau = 1$, e dimensão de incorporação $D = 3$. A Figura 66 (a) apresenta o gráfico no espaço de fases da variação dos intervalos de variação dos ciclos de ECG com respiração normal. O gráfico da Figura 66 (b) ser refere a variação dos intervalos com controle respiratório. Observa-se na Fig. (b) que o sistema tem uma variação dos ciclos de ECG bem organizada, com um ciclo limite.

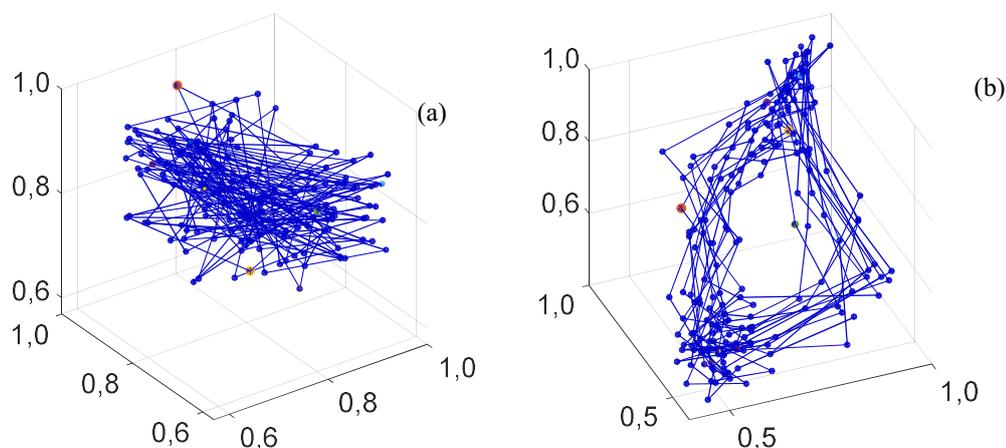
Figura 66 – Variação dos ciclos de ECG no espaço de fases reconstruídos, (a) estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.



Fonte: Gerado pela autora

A reconstrução no espaço de fases também foi feita para as amplitudes da onda R. A Figura 67 apresenta os gráficos dos espaços de fase. A Figura (a) apresenta um aglomerado de pontos, numa distribuição aleatória próxima de 0,8. A Figura (b) da respiração controlada apresenta uma distribuição de pontos que se aproxima de um ciclo limite.

Figura 67 – Variação das amplitudes das ondas R de ECG no espaço de fases reconstruídos. (a) estado de respiração normal, (b) estado de respiração controlada.



Fonte: Gerado pela autora

4.2.4. Análise de recorrência dos sinais de eletrocardiograma no exercício respiratório.

Aprofundando as análises comparativas entre o eletrocardiograma com respiração normal e o eletrocardiograma com controle respiratório foi realizado um trabalho que gerou o artigo - Using RQA for evaluating heart rate patterns under controlled breathing – publicado pela revista *Discontinuity, Nonlinearity and Complexity*, <https://www.lhscientificpublishing.com/journals/DNC> Volume 7, Issue 2, pp. 151-163 | DOI: 10.5890/DNC.2018.06.004, primeira folha Anexo 5.

Neste trabalho, a variação de tempo e amplitude da estimulação elétrica do músculo cardíaco é analisada durante o exercício de controle respiratório. As especificidades dos sinais são verificadas por gráfico de recorrência e análise de quantificação de recorrência. A análise revelou um comportamento distinto da estimulação elétrica do coração com o exercício. E a recorrência cruzada entre as variações de amplitude e tempo demonstrou a relação de equilíbrio nos ciclos cardíacos, acentuados no exercício de concentração.

Foi possível testar a resposta do equilíbrio simpático-vagal com o participante realizando exercício de controle respiratório para aumentar a concentração. A análise é baseada na comparação de sinais de uma pessoa saudável, sem maiores estímulos do ambiente que possam causar arritmias.

Os gráficos de recorrência permitiram verificar a complexidade das respostas do sistema para avaliar a necessidade de aumentar a dimensão de imersão na reconstrução.

A análise de quantificação de recorrência dos índices associada às diagonais, determinismo, comprimento médio das linhas diagonais e entropia, na análise da variação do intervalo de tempo, apresentou valores mais altos para o experimento com concentração. Isto se deve a maior quantidade e mais uniforme aglomeração das recorrências, na análise da variação de amplitude os índices apresentaram diferenças irrelevantes.

Os índices referentes às linhas verticais / horizontais na análise do intervalo de tempo com a concentração apresentou valores mais elevados de laminaridade e variação de baixa relevância no tempo de captura.

A laminaridade da variação de amplitude cai com o aumento da dimensão de imersão no experimento sem concentração, revelando detalhes devido a distúrbios não determinados.

Observar o comportamento do sistema nervoso autônomo no coração, neste exercício, que revela alterações no eletrocardiograma durante a concentração, conforme análise discutida. As técnicas de análise de plotagem de recorrência e análise de quantificação de recorrência demonstraram sensibilidade ao problema e serão válidas até para analisar diretamente a faixa de baixa frequência do ECG referente ao desempenho do equilíbrio simpático-vagal.

A análise do comportamento do coração em resposta à atividade do sistema nervoso autônomo pode ser usada para avaliar o efeito de drogas que atuam no sistema simpático ou parassimpático, além de detectar danos no sistema nervoso devido a doenças; detectar danos no coração e ainda mais didático é uma maneira de ensinar as pessoas a usar exercícios para controlar a frequência cardíaca.

O objetivo principal do trabalho é analisar o eletroencefalograma e o eletrocardiograma em conjunto, verificando a inter-relação entre eles. Após este aprendizado sobre o funcionamento do coração e o eletroencefalograma vamos analisar os sinais do cérebro.

4.3. Caracterização da complexidade das ondas alfa do eletroencefalograma

4.3.1. Observações sobre as amostras de eletroencefalograma no tempo e na frequência

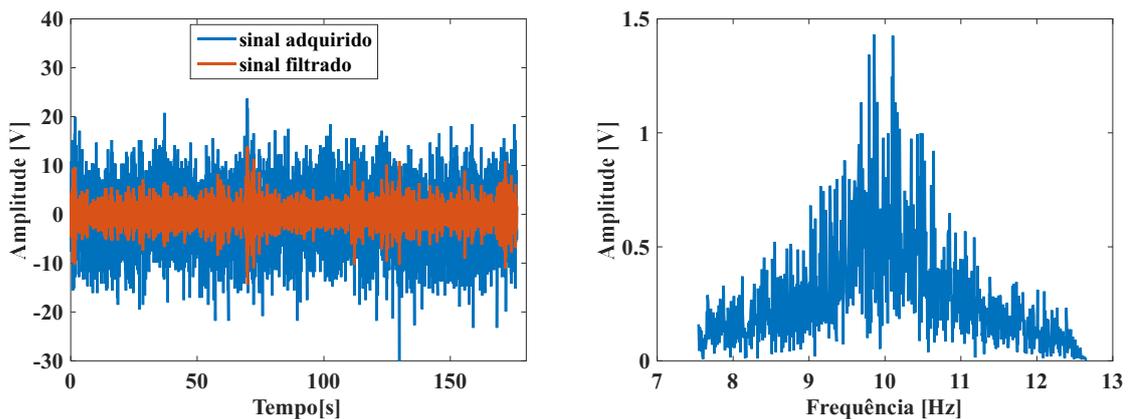
Observando os sinais de EEG no tempo é possível identificar algumas características e problemas na aquisição dos dados.

O gráfico da Fig. 68 é o EEG do participante V019, eletrodo 18, olhos abertos. A amplitude do sinal adquirido, em azul é maior que o sinal filtrado em 7,5 a 12,5 Hz, demonstrando a pouca relevância das ondas alfa na composição do sinal.

As ondas alfa do participante V019 se concentram na frequência de 10 Hz, como se pode observar no gráfico da Fig. 68, referente ao eletrodo 19, com olhos fechados.

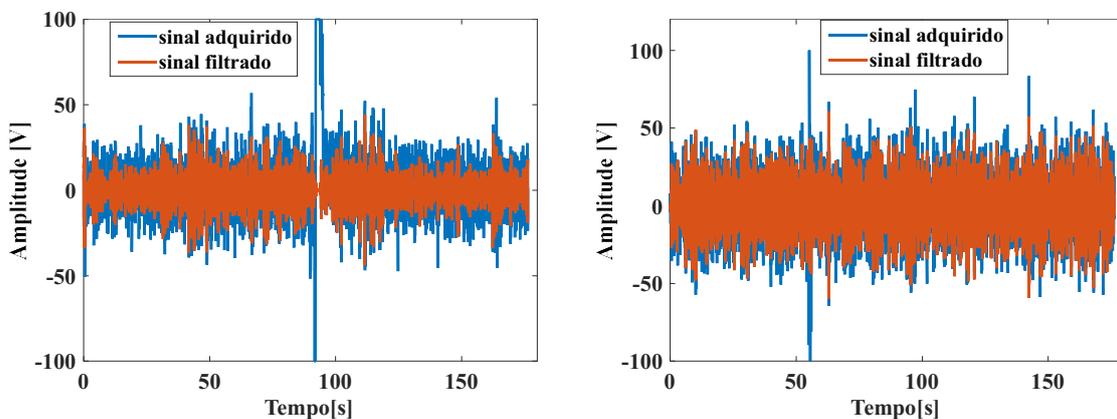
A coleta de dados com olhos abertos do participante V033 no instante 81s foi pausada devido ao descolamento do eletrodo auricular. No gráfico da Fig. 69 se observa o momento da perturbação, ao passar pelo filtro este instante toma amplitude zero. Na coleta de EEG de V033 com olhos fechados não foi verificado nenhum problema de acordo com a ficha de acompanhamento utilizada pelos responsáveis pela coleta. Os gráficos no tempo e na frequência do sinal não denotam perturbação relevante.

Figura 68 – EEG do participante V019.



Fonte: Gerados pela autora.

Figura 69 – V033, E18, olhos abertos, e E19, olhos fechados.

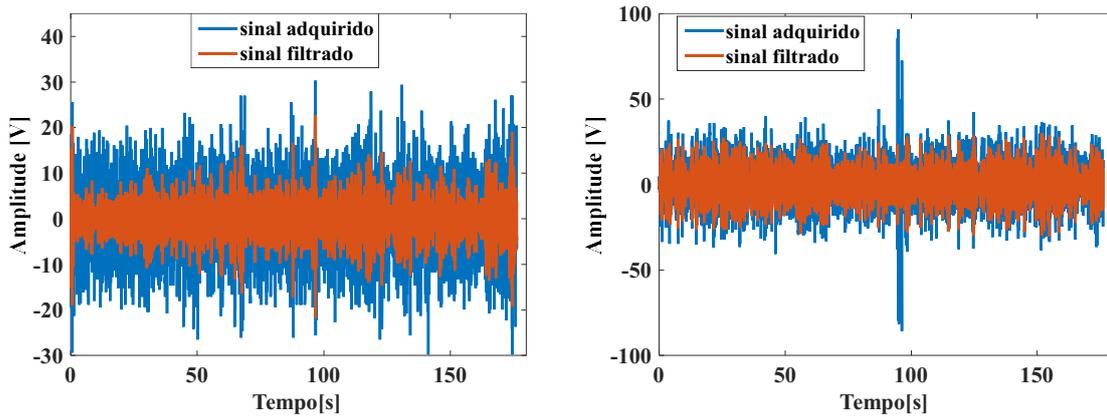


Fonte: Gerados pela autora.

Não foram identificados problemas na coleta de EEG do participante V035. O sinal com olhos fechados, Fig. 70 apresentou um momento de desnível de amplitude, mas este desnível não persiste após o filtro de 7,5 a 12,5 Hz.

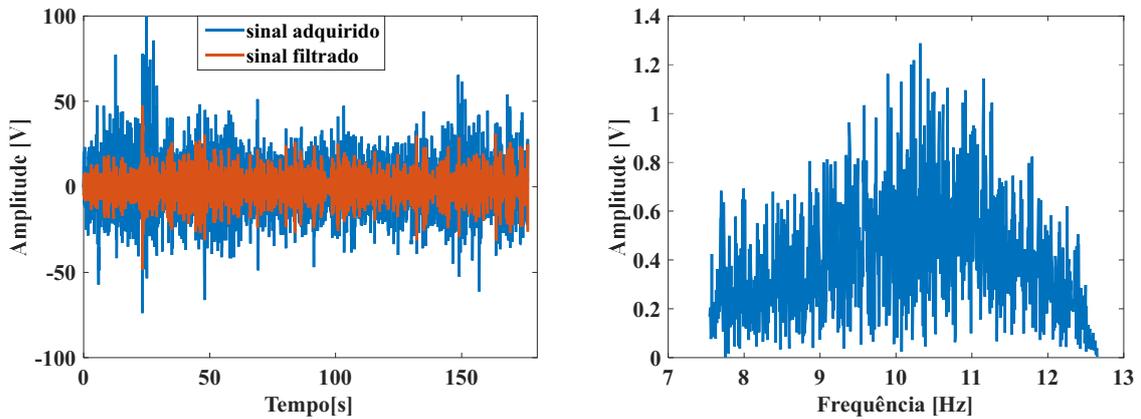
O eletrodo E19, olhos abertos, do participante V037 apresentou um desnível nos primeiros 30 s. O sinal na frequência se concentra em 10,5 Hz, Fig. 71.

Figura 70 – V035, E19, olhos abertos, e E1, olhos fechados.



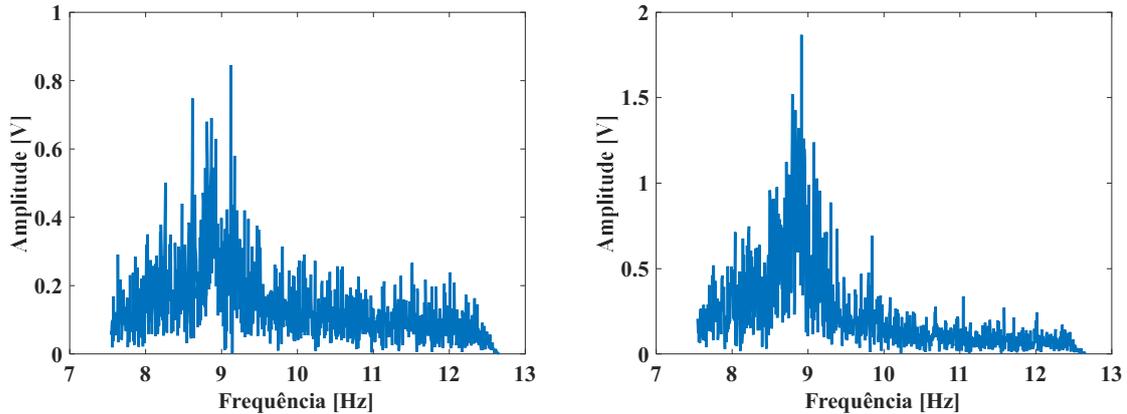
Fonte: Gerado pela autora.

Figura 71 – V037, E19, olhos abertos, e E19, olhos fechados.



Fonte: Gerado pela autora.

Figura 72 – V038, E19, olhos abertos, e E19, olhos fechados.

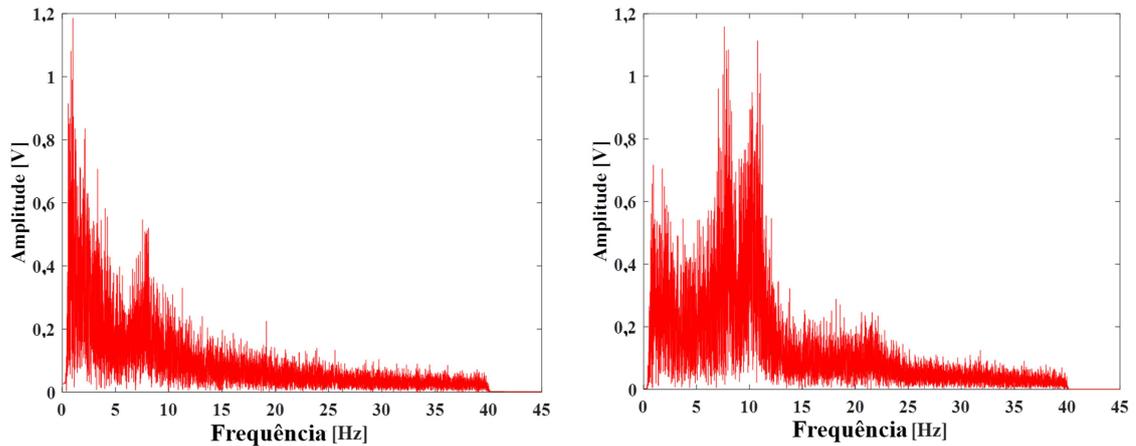


Fonte: Gerado pela autora.

O participante V038 apresenta as ondas alfa concentradas em 8,8 Hz, com aumento de amplitude quando os olhos se fecham, Fig. 72.

A Figura 73 apresenta o sinal EEG do participante V042 na banda de frequência de 0,5 a 40 Hz. Com olhos abertos o EEG apresenta a concentração das ondas alfa em 8,0 Hz, e com olhos fechados concentradas em dois valores 8,0 Hz e 10,5 Hz. Os sinais de EEG de frequência mais baixa se atenuam quando o participante fecha os olhos.

Figura 73 – V042, E18, olhos abertos, e E18, olhos fechados.



Fonte: Gerado pela autora.

Aqui foram salientadas algumas características que podem ser observadas nos gráficos no tempo e na frequência dos EEG.

4.3.2. Análise estatística dos sinais no tempo.

A amplitude média e a variância do E18 são cerca de 25% menor do que dos eletrodos 19 e 20 para o participante V019. Esta diferença deve ser referente à impedância de acoplamento da pele com o eletrodo. Para verificar se as características analisadas se alteraram com a amplitude menor, o sinal adquirido foi multiplicado por 1,25, a variância resultou em 7,23 e o máximo 17,35, que deixou a amplitude ao nível dos eletrodos 19 e 20. Porém, as análises de recorrência de E18 ficaram fora dos níveis dos eletrodos E19 e E20. A variância do EEG deste participante com olhos fechados é 7,8 vezes maior do que com olhos abertos.

Tabela 5 – Estatísticas dos sinais de EEG no tempo.

	Olhos Fechados			Olhos Abertos			Vf/Va	Mf/Ma
	Média	Variância	Máximo	Média	Variância	Máximo		
V019	0,0005	51,2747	30,9749	-0,0008	6,5655	17,3051	7,8097	1,7899
V033	0,0006	240,3789	58,4906	0,0001	81,6452	75,1901	2,9442	0,7779
V035	0,0009	77,1375	31,5206	-0,0003	13,4050	24,0986	5,7544	1,3080
V037	0,0012	129,1908	44,5318	-0,0022	50,4322	43,7227	2,5617	1,0185
V038	0,0003	47,7113	23,4670	-0,0001	13,7704	19,0561	3,4648	1,2315
V042	0,0005	74,9176	33,3559	0,0003	9,7379	15,8256	7,6934	2,1077
V043	0,0009	101,6941	47,8535	0,0000	10,6845	15,5548	9,5179	3,0764
V055	0,0000	166,6363	41,5123	-0,0009	18,9276	24,3413	8,8039	1,7054
V062	-0,0004	127,8883	41,8515	-0,0003	14,7569	24,5793	8,6663	1,7027
V067	-0,0002	117,6348	36,6850	0,0016	71,0559	37,2063	1,6555	0,9860
Méd.	0,0004	113,4464	39,0243	-0,0003	29,0981	29,6880		
Var.	0,0000	3393,5952	100,2375	0,0000	776,5240	340,9063		

Na Tabela 5 a coluna Vf/Va é a razão entre a variância das ondas alfa com olhos fechados e com olhos abertos, se observa relações de 9,51 a 1,65 vezes. Já o valor máximo dos sinais, na mesma Tabela, coluna Mf/Ma tem uma razão de menor faixa de amplitude de 3,07 a 0,77. Com olhos fechados a variância é maior que o máximo, e com olhos aberto a variância é menor.

O participante V067 apresenta relevante valor de amplitude das ondas alfa, mesmo com olhos abertos, o que não está de acordo com o padrão. Os valores máximos no tempo tem diferença de 0,52 entre olhos abertos e fechados, e diferença de variância 46,57.

Os EEG filtrados somente para 7,5 a 12,5 Hz referentes às ondas alfa foram transformados para o espectro de frequências através da transformada de Fourier.

Com olhos fechados a média dos sinais dos participantes tem faixa de amplitude de 0,54 a 0,22, e média geral de 0,37. Com os olhos abertos a faixa de amplitude da média é de 0,33 a 0,10, com média geral de 0,19. A relação entre as médias gerais da Tab.6 é 1,96 vezes maior para sinais com olhos fechados do que para olhos abertos.

A variância dos sinais com olhos fechados tem faixa de 0,23 a 0,04, para uma faixa de 0,07 a 0,00 para os olhos abertos. A média da variância dos sinais com olhos fechados é de 0,10, já para sinais com olhos abertos é 0,02. Com os olhos fechados a variância dos sinais na frequência tem média 4,82 vezes maior do que com olhos abertos.

Tabela 6 – Estatísticas dos sinais no espectro de frequência.

	Olhos Fechados			Olhos Abertos			Vf/Va	Mf/Ma
	Média	Variância	Máximo	Média	Variância	Máximo		
V019	0,2474	0,0514	1,3836	0,1014	0,0043	0,4097	11,9535	3,3769
V033	0,5462	0,2348	3,5794	0,3300	0,0721	1,7024	3,2581	2,1025
V035	0,3152	0,0713	2,0273	0,1426	0,0093	0,5994	7,6703	3,3825
V037	0,4372	0,0925	1,7604	0,2848	0,0297	1,0215	3,1145	1,7233
V038	0,2208	0,0570	1,7710	0,1363	0,0119	0,8075	4,8034	2,1932
V042	0,3404	0,0493	1,1997	0,1231	0,0062	0,4729	8,0000	2,5370
V043	0,3809	0,0791	1,8548	0,1357	0,0052	0,3967	15,3032	4,6761
V055	0,4439	0,1692	2,5167	0,1741	0,0113	0,6040	14,9705	4,1664
V062	0,4157	0,1104	2,1837	0,1559	0,0084	0,5729	13,1952	3,8117
V067	0,4027	0,0980	1,8646	0,3247	0,0513	1,4727	1,9110	1,2661
Méd,	0,3750	0,1013	2,0141	0,1909	0,0210	0,8060		
Var,	0,0095	0,0035	0,4404	0,0076	0,0005	0,2075		

Os sinais das ondas alfa de cada participante se concentra em uma ou mais frequência diferentes, dentro da faixa estudada de 7,5 a 12,5 Hz. Os valores máximos para olhos fechados estão na faixa de 3,57 a 1,38 e de 1,70 a 0,39 para olhos abertos, com médias gerais de máximo de 2,01 para 0,80. As razões entre os máximos com olhos fechados e máximos com olhos abertos é dada pela Tab. 6, Mf/Ma variam de 4,67 a 1,26. Com olhos fechados os quantificadores média, variância e máximo são maiores, do que com olhos abertos, isto pode ser observado na Tabela, na linha de média geral – Méd.

4.3.3. Análise de correlação entre os eletrodos das ondas alfa no tempo.

As características do EEG/ondas alfa se alteram entre o estado do participante com olhos abertos e com olhos fechados. A Tabela 7 se refere à correlação de Pearson do sinal de EEG do eletrodo 18 – E18 para cada um dos dez participantes entre sinais com olhos abertos e olhos fechados. Observando que a coleta de dados foi sequencial no tempo, o eletrodo não foi movimentado entre uma coleta e outra. A média de correlação foi 0,022, com variância 0,00, demonstrando relevante alteração para todos os participantes.

Tabela 7 - Correlação linear entre o E18/ olhos abertos e E18/olhos fechados

V019	V033	V035	V037	V038	V042	V043	V055	V062	V067	Média	Variância
0,002	0,042	0,007	0,011	0,049	0,020	0,028	0,008	0,030	0,027	0,022	0,000

Tabela 8 - Correlação linear entre os eletrodos de uma mesma região

	Olhos fechados				Olhos abertos			
	18/19	19/20	18/20	Média	18/19	19/20	18/20	Média
V019	0,824	0,840	0,897	0,854	0,824	0,875	0,844	0,848
V033	0,999	0,841	0,839	0,893	0,983	0,816	0,826	0,875
V035	0,798	0,866	0,694	0,786	0,796	0,882	0,629	0,769
V037	0,804	0,736	0,586	0,709	0,781	0,774	0,585	0,713
V038	0,961	0,969	0,928	0,953	0,942	0,953	0,876	0,923
V042	0,934	0,900	0,797	0,877	0,901	0,856	0,766	0,841
V043	0,906	0,913	0,724	0,848	0,927	0,905	0,781	0,871
V055	0,959	0,961	0,883	0,934	0,910	0,934	0,789	0,878
V062	0,974	0,959	0,917	0,950	0,932	0,920	0,875	0,909
V067	0,898	0,691	0,603	0,731	0,903	0,674	0,592	0,723
Média	0,906	0,868	0,787	0,853	0,890	0,859	0,756	0,835
Variância	0,005	0,009	0,016	0,007	0,004	0,007	0,012	0,005

Foram colocados três eletrodos na região occipital E18, E19 e E20. E19 está posicionado no centro, E18 a sua esquerda e E20 a sua direita. Assim E18 e E20 são os que

estão mais distantes um do outro, a observação objetiva verificar se existe atraso na propagação dos sinais, e na captura pelos eletrodos.

A Tabela 8 apresenta a correlação entre os eletrodos durante a captura dos sinais. Comparando a média e a variância entre as coletas com olhos abertos e olhos fechados, os valores são bastante próximos, não demonstrando alterações na fixação dos mesmos, ou problemas de funcionamento. A correlação entre os sinais dos E18 e E20 é menor que a correlação dos E18 e E19 e E19 e E20, acredita-se que o resultado se deva a distância maior de posicionamento, ainda observando que o sinal é ativado em uma região, não em um ponto específico.

4.3.4. *Análise da estabilidade das órbitas.*

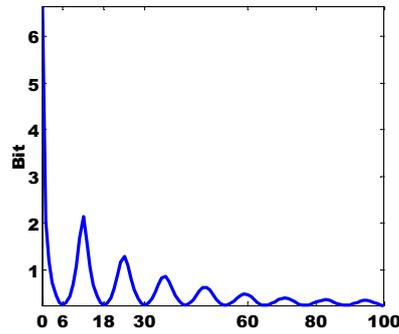
O método de reconstrução por coordenadas defasadas [60] utiliza como parâmetros principais o tempo de atraso τ , e dimensão de imersão D . O sinal do E18 no tempo após filtragem foi analisado, utilizando o sistema desenvolvido por [61]. Primeiramente foi verificado o tempo de atraso ideal τ para reconstrução e cálculo do maior expoente de Lyapunov λ . O tempo de atraso é definido pelo primeiro mínimo da função de auto informação mútua, o conjunto de dados foi separado em dez intervalos.

Os dados do E18 do participante V043 apresentados na Tab. 9, o tempo de atraso é menor para os olhos fechados devido à presença significativa do ritmo alfa em amplitude. Esta também é a causa da maior complexidade percebida no Expoente de Lyapunov.

Tabela 9 – Indicadores de complexidade.

V043	Tempos de atraso - τ	Dimensão de imersão - D	Maior Expoente de Lyapunov - λ
Olhos Abertos	8	8	1,562
Olhos Fechados	2	8	1,806

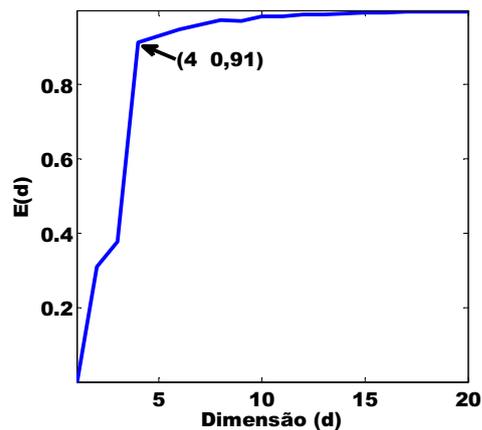
A reconstrução do espaço de fases para cálculo do maior expoente de Lyapunov requer a determinação do tempo de atraso τ , O valor de atraso ótimo corresponde ao primeiro mínimo local, de acordo com Frase e Swinney [36]. O tempo de atraso para os sinais das ondas alfa no tempo, com 100 subdivisões dos dados, e para um limite máximo de atraso de 100, resultou em 6, como se observa na Fig. 74, a primeira vez que o número de Bits se aproxima de zero.

Figura 74 – Cálculo do tempo de atraso τ 

Fonte: Gerado pela autora

A reconstrução do espaço de fases também requer definir a dimensão de imersão D . A dimensão foi calculada pelo método prático para série temporal escalar, desenvolvido por Cao [37]. O gráfico da Figura 75 apresenta o resultado para um sinal com olhos abertos, que apresenta resultados menores. O processo foi definido para 10 vizinhos, utilizando a quantidade de dados total amostra com olhos abertos. O valor 4 foi escolhido porque atende em 91% a esperança de que acrescentando mais uma dimensão o sinal não revele mais variações significativas. Acima da dimensão 4 as variações de comportamento são irrelevantes, o processo já se saturou, observando a mudança da inclinação do gráfico para quase horizontal.

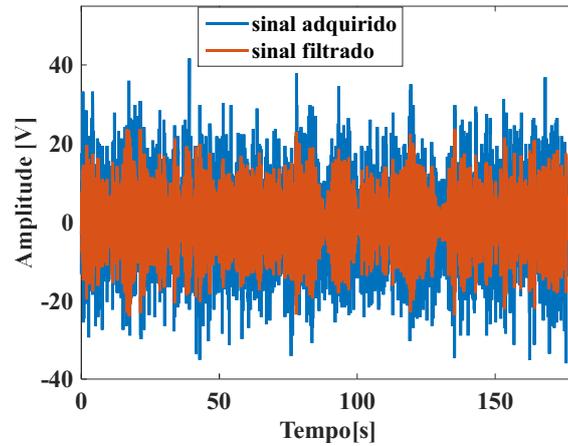
Figura 75 – Cálculo da dimensão de imersão.



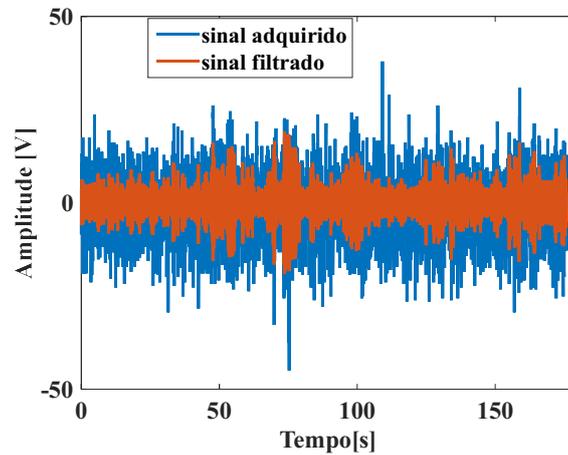
Fonte: Gerado pela autora.

A variabilidade dos sinais do E18 no tempo, olhos abertos e fechados do participante V038 é analisada como exemplo. Os gráficos da Figura 76 são os sinais no tempo.

Figura 76 – Sinal de EEG – V038 - E18



Olhos Fechados



Olhos Abertos

Fonte: Gerados pela autora.

Os quantificadores dos sinais com olhos fechados e abertos da Tab. 10 são do participante V038 analisados no tempo. Observa-se que tem média da mesma ordem de grandeza, próximos de zero. Os sinais com olhos fechados tem uma variância 3,4 vezes maior que o sinal com olhos abertos; e valor máximo é 1,23 vezes maior. A comparação é realizada para sinais filtrados somente para a faixa de frequências do ritmo alfa.

As variabilidades dos ciclos oscilatórios foram analisadas através do maior Expoente de Lyapunov, conforme Tab. 10 com o mesmo tempo de atraso $\tau = 6$ e mesma dimensão máxima de imersão $D = 4$. Os Expoentes de Lyapunov calculados para este tempo de atraso e dimensão de imersão foram maiores para os sinais com olhos fechados.

Tabela 10 – Região Occipital - V038 – sinais no tempo

V038		Olhos Fechados			Olhos Abertos		
		E18	E19	E20	E18	E19	E20
Tempo	Média	1,98E-04	4,12E-04	3,61E-04	1,00E-04	-1,87E-04	-2,76E-04
	Variância	49,7679	48,7849	44,5812	15,5335	14,2010	11,5766
	Máximo	23,6756	23,3765	23,3489	19,1493	18,3919	19,6271
	τ	6	6	6	6	6	6
	D	4	4	4	4	4	4
	λ	4,4050	4,4230	4,486	4,1440	4,0780	4,1260

Tabela 11 – Cálculo do maior expoente de Lyapunov.

	Tempo de atraso = τ	Dimensão de imersão -D	Olhos Fechados - Lyapunov - λ	Olhos Abertos Lyapunov - λ	λ_f / λ_a	$\lambda_f * 100 / \lambda_a - 100$ [%]	Vf/Va
V019	6	4	4,4163	4,0253	1,0971	9,7136	11,9535
V033	6	4	4,3277	4,2483	1,0187	1,8690	3,2581
V035	6	4	4,2933	4,0817	1,0518	5,1841	7,6703
V037	6	4	4,1343	4,0273	1,0266	2,6569	3,1145
V038	6	4	4,1147	3,8117	1,0794	7,9492	3,4647
V042	6	4	3,7453	3,6277	1,0324	3,2417	8,0000
V043	6	4	3,7857	3,6457	1,0384	3,8401	15,3032
V055	6	4	4,1513	3,6843	1,1268	12,6754	14,9705
V062	6	4	4,0127	3,6977	1,0852	8,5188	13,1952
V067	6	4	4,0403	3,9647	1,0191	1,9068	1,9110
Média	6	4	4,1345	3,9119			
Variância	6	4	0,0590	0,0513			

A estabilidade das órbitas do sinal reconstruído é maior para os olhos fechados do que para os olhos abertos, Tab. 11. O percentual de aumento de estabilidade apresenta uma faixa de amplitude de 12,67 a 1,90.

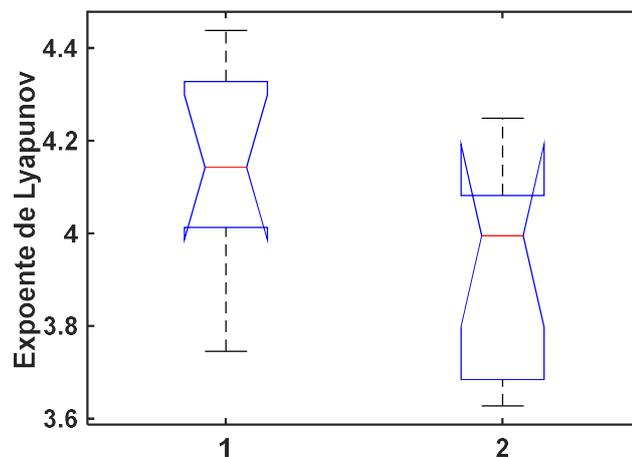
O percentual de ganho de estabilidade no sinal de EEG - $\lambda_f * 100 / \lambda_a - 100$ [%] – é menor que o ganho de na variância - Vf/Va para 9 dos 10 sinais dos participantes. Exceção para o participante V038.

Tabela 12 – Análise estatística do maior expoente de Lyapunov.

λ	Olhos fechados- 1	Olhos abertos - 2
Mediana	4,1428	3,9950
Máximo	4,4380	4,2483
Mínimo	3,7453	3,6277
25 percentil	4,0127	3,6843
75 percentil	4,3277	4,0817
Assimetria	-0,3468	-0,0885

Os expoentes de Lyapunov dos dez participantes analisados na Tab. 11, com olhos abertos e olhos fechados, têm estatisticamente os valores da Tab. 12. Os valores também estão representados no gráfico da Fig. 77, sendo o evento 1 olhos fechados e o evento 2 olhos abertos.

Figura 77 – Estatística dos expoentes de Lyapunov das amostras e EEG.



Fonte: Gerado pela autora

4.3.5. Análise de recorrência das ondas alfa no tempo.

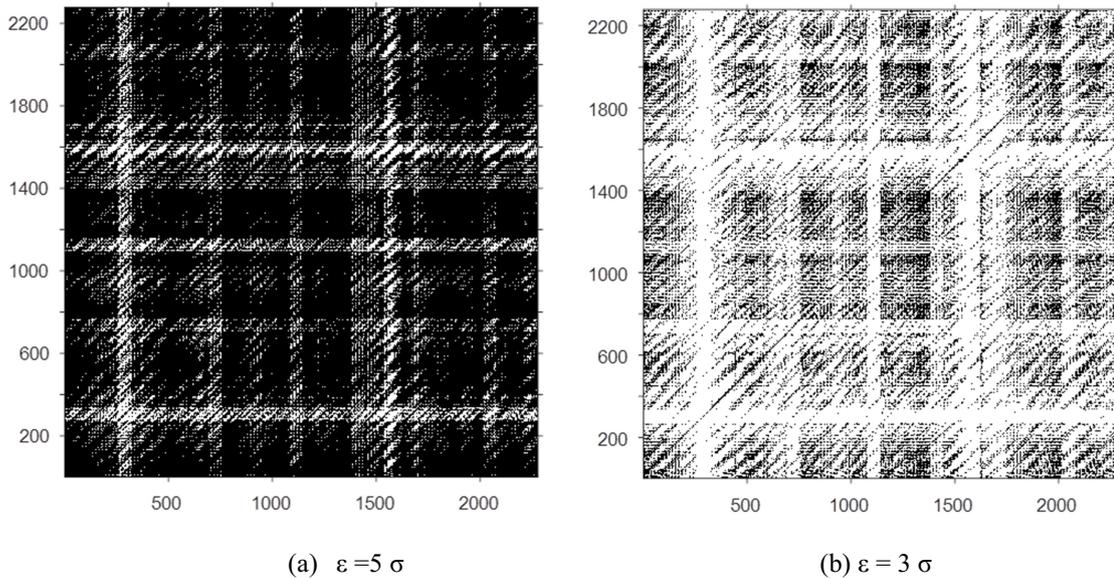
Com o objetivo de observar maiores detalhes do funcionamento do sistema nervoso, através do eletroencefalograma da região occipital, com o participante com olhos abertos e com olhos fechados foi realizada a análise de quantificação de recorrência. O sinal coletado no tempo após ser filtrado e reamostrado para uma frequência máxima de 40 Hz, ou seja, $dt = 0,0125$ s. O sinal foi dividido em 6 intervalos com 2334 pontos. A análise de recorrência dos

intervalos foi configurada com base nos resultados obtidos na análise anterior segundo [30] tempo de atraso, dimensão de imersão.

Os dados são normalizados através da norma Euclidiana, que melhor representa a quantidade de pontos e a média das grandezas da distância entre os pontos do conjunto, minimizando os efeitos de ruídos de baixa amplitude e interferências de alta amplitude.

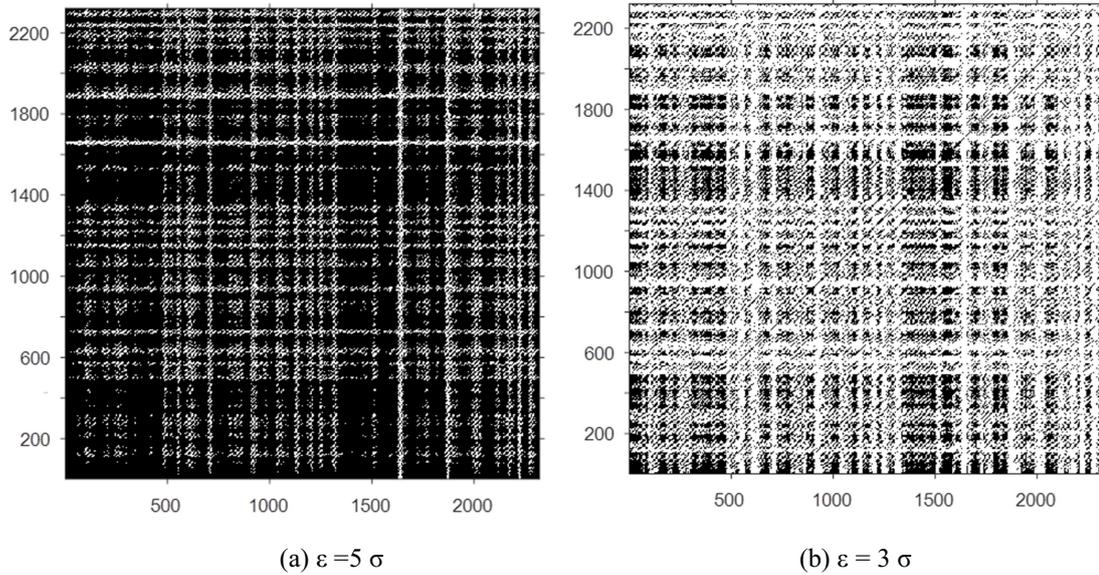
O limiar de análise ε foi definido através da observação do plot de recorrência do sinal. A sugestão de uso de $\varepsilon > 5\sigma$ para sinais ruidosos feita por [43] foi verificada, o sinal com olhos abertos apresentou o padrão do plot da Fig. 78, como é um sinal de baixa amplitude, não é adequado considerar recorrência a este nível, porque a maioria expressiva dos pontos estão dentro do limiar. Melhor um limiar intermediário, que represente melhor as diferenças. O limiar escolhido para análise foi $\varepsilon = 3\sigma$, os plots das Fig. 78 e 79 mostram a diferença de nível de recorrência.

Figura 78 – Olhos abertos – limiar de recorrência.



Fonte: Gerados pela autora

Figura 79 – Olhos fechados – limiar de recorrência.



Fonte: Gerados pela autora

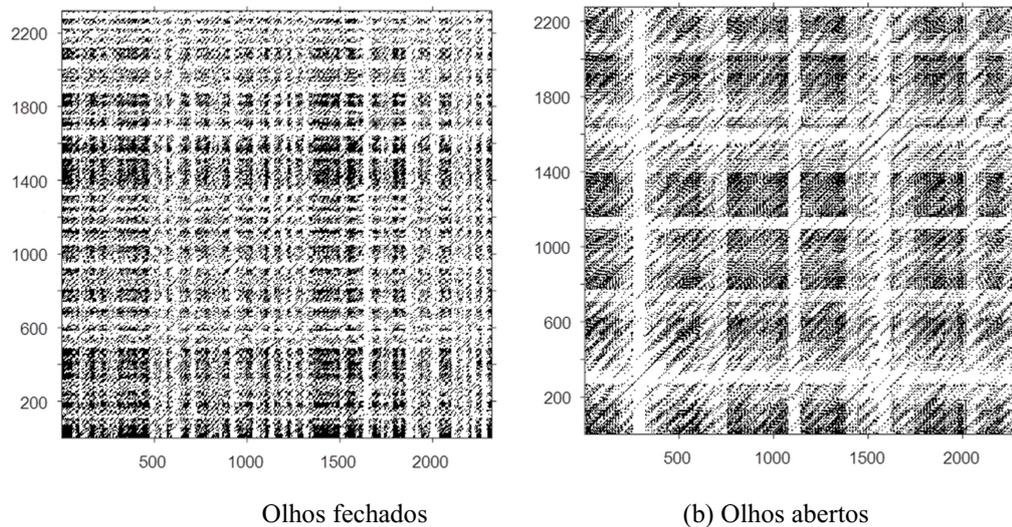
A média da amostra do sinal com olhos abertos é $-0,0053$ e olhos fechados $0,0037$. Os valores máximos são $57,79$ e $60,58$, respectivamente. Já o desvio médio tem um aumento de 50% quando o participante fecha os olhos. Partindo da observação do aumento de amplitude do ritmo alfa, o objetivo é verificar as características desta alteração no desvio padrão.

Tabela 13 – Resumo dos quantificadores e recorrência

V043	Olhos abertos		Olhos fechados	
	Média	Desvio Médio	Média	Desvio Médio
σ	10,5685	0,3680	15,2528	0,8660
RR	0,2259	0,0087	0,2781	0,0224
DET	0,7544	0,0246	0,8203	0,0208
L	3,0580	0,1114	11,0926	0,9615
ENTR	1,3748	0,0688	3,1974	0,0895
LAM	0,8606	0,0126	0,8920	0,0123
TT	3,8691	0,1788	3,8775	0,1786

A Tabela 13 traz um resumo da média dos quantificadores dos intervalos da amostra. A densidade de pontos de recorrência identificam as tendências de comportamento do sistema.

Figura 80 – Busca de recorrência a taxa fixa de 0,3.



Fonte: Gerados pela autora.

Para comparação foi verificada a recorrência dos sinais utilizando taxa de recorrência fixa 0,3 da norma máxima. Os sinais com olhos fechados ficaram em um limiar de $1,85 \sigma$ e com os olhos abertos $2,05 \sigma$. Os limiares estão próximos de 2σ , o plot de recorrência dos olhos abertos apresenta menor densidade de aglomeração dos pontos, Fig. 80. Observando a Tab. 14 a diferença de valores de L e da ENTR se mantem. O título A1 se refere a análise de recorrência com busca por norma euclidiana. O título A1 – RR=0,3 se refere aos valores com busca com norma fixa 0,3.

O quantificador taxa de recorrência RR é o percentual do somatório das distâncias euclidiana entre os pontos no interior do limiar de 3 vezes o desvio padrão, salientado que o desvio padrão é diferente, mas representa uma taxa de variação dos valores normalizados por norma euclidiana. A taxa de recorrência RR com olhos fechados é cerca de 22 % maior, com limites de 0,27 para 0,22 com olhos abertos, isto em um limiar de 45,75 para 31,68 cerca de 50% maior.

Tabela 14 – Recorrência a taxa fixa 0,3

V043	Olhos Abertos		Olhos Fechados	
	A1	A1 – RR= 0,3	A1	A1 – RR=0,3
σ	10,5830	10,5830	17,0204	17,0204
RR	0,2193	0,2997	0,3135	0,2997
DET	0,7727	0,7903	0,8597	0,7284
L	3,1439	3,3376	12,9998	15,2332
ENTR	1,4186	1,5128	3,3743	3,6121
LAM	0,8685	0,8633	0,9081	0,8529
TT	4,0187	4,1659	4,1318	3,8363

Processos com comportamento não correlacionado ou fracamente correlacionado, estocástico ou caótico não geram diagonais ou são muito curtas, enquanto os processos deterministas geram diagonais mais longas e menos pontos de recorrência isolados. Portanto, a proporção de pontos de recorrência que formam estruturas diagonais (de pelo menos o comprimento l_{min}) para todos os pontos de recorrência é introduzida como uma medida de determinismo (ou previsibilidade) do sistema. O limiar l_{min} exclui as linhas diagonais que são formadas pelo movimento tangencial da trajetória do espaço de fase. Para $l_{min} = 1$, o determinismo é um. A escolha de l_{min} poderia ser feita de maneira semelhante à escolha do tamanho da janela Theiler [62], mas devemos levar em consideração que o histograma $P(\epsilon, l)$ pode ficar esparsos se l_{min} for muito grande e, assim, a confiabilidade do DET diminui [41].

O limiar mínimo configurado foi 2, e a janela de Theiler 1. Foi verificada a relevância do aumento da janela de Theiler, o teste foi realizado aumentando de 1 para 10, para os dois eventos. Observando a Tab. 15 consideramos que devido a pequena variação no determinismo o valor a ser utilizado será 1. O histograma $P(\epsilon, l)$, também é relacionado com o desvio padrão, para a mesma quantidade de dados 2334, considerando que aqui o objetivo é reconhecer as características da variabilidade.

O valor 1 na matriz de recorrência significa que um segmento da trajetória está dentro do limiar de distância de outro segmento da trajetória, em um instante temporal. Uma sequência diagonal de pontos 1 demonstram quanto tempo as duas órbitas permanecem em trajetórias próximas. A interrupção na sequência significa que as trajetórias divergiram. O comprimento médio das linhas diagonais formadas na matriz de recorrência pode ser interpretado como o tempo médio de previsão de recorrência [41].

Tabela 15 – Janela de Theiler

V043	Olhos Abertos		Olhos Fechados	
	A1 – T=1	A1- T=10	A1 – T=1	A1 –T=10
σ	10,5830	10,5830	17,0204	17,0204
RR	0,2193	0,2170	0,3135	0,3124
DET	0,7727	0,7701	0,8597	0,8592
L	3,1439	3,1150	12,9998	12,9389
ENTR	1,4186	1,4121	3,3743	3,3707
LAM	0,8685	0,8676	0,9081	0,9088
TT	4,0187	4,0118	4,1318	4,1236

Os plot de recorrência dos eletroencefalogramas serão observados com mais detalhes na Figura 81. Foram escolhidas aleatoriamente pequenas regiões. Os gráficos (a) e (b) são de 500x500 pontos e os gráficos (c) e (d) 100x100 pontos.

Os sinais com olhos fechados geram diagonais bem mais definidas que os sinais com olhos abertos confirmando as análises de quantificação que geraram o comprimento médio das linhas diagonais L de 11,05 para olhos fechados e 3,09 para olhos abertos.

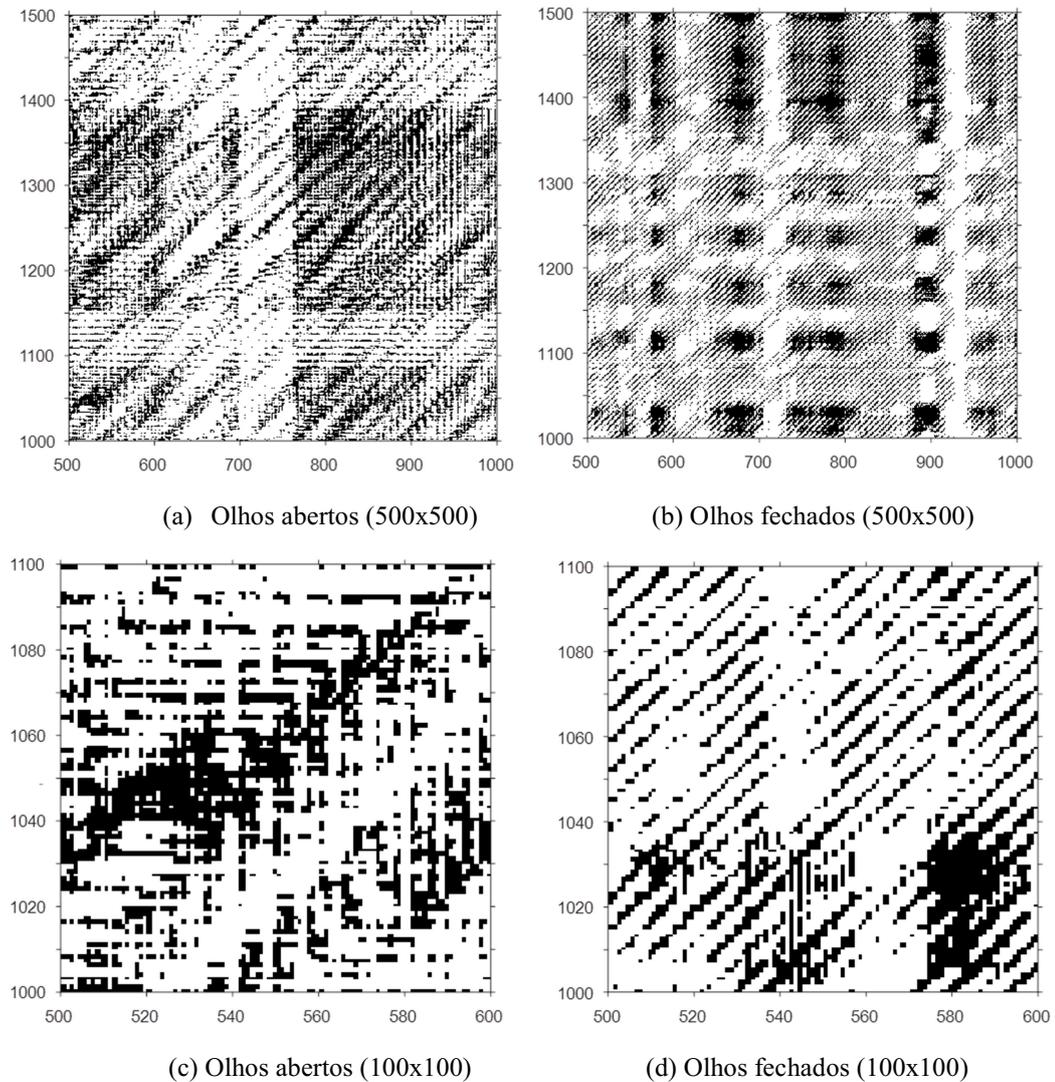
Divergência DIV demonstra a média de rapidez que os segmentos da trajetória divergem. Quanto mais curtas são as linhas diagonais, mais alta é a divergência.

A entropia ENTR refere-se à entropia de Shannon reflete a complexidade de formação das linhas diagonais da matriz de recorrência. Para o sinal de ruído não correlacionado, o valor de ENTR é bastante pequeno, indicando sua baixa complexidade [41]. A entropia ENTR para o sinal com olhos abertos é de 1,37 e para os olhos fechados é de 3,19.

Grande parte das linhas verticais de um plot de recorrência, gerado adequadamente, corresponde ao movimento tangencial de fuga das trajetórias no espaço de fase. As linhas verticais também podem se referir a presença de estados laminares em regimes intermitentes. Além disso, em sistemas com duas escalas de tempo diferentes, podemos encontrar linhas verticais devido ao tamanho finito do limiar ϵ , e não por causa do movimento tangencial. Os pontos que formam linhas verticais, mas não são de movimentos tangenciais são chamados de pontos de permanência [41]. Outra causa detectada para as linhas verticais/horizontais nos plots de recorrência é a insuficiente dimensão de imersão com que foi gerado. Neste caso para

comparação dos dois sinais utilizou – se a mesma configuração de parâmetros. O que demonstra nos plots as diferenças entre os sinais.

Figura 81 – Detalhes das linhas da matriz de recorrência.



Fonte: Gerados pela autora

Os sinais de eletroencefalograma do E18 do participante V043 filtrado de 0,5 a 40 Hz foi divididos em 6 amostras para verificar a estabilidade dos quantificadores gerados. A busca de vizinhos foi realizada por norma euclidiana, com limiar definido para $\epsilon=3,0 \sigma$.

A Tabela 16 apresenta os valores dos quantificadores das amostras para olhos abertos, e a Tabela 17 para olhos fechados. Nas Tabelas se pode observar o valor de variância σ é 50 % maior para os sinais com olhos fechados. A taxa de recorrência RR e o determinismo DET têm valores aproximados para os sinais com olhos abertos e olhos fechados. O comprimento médio das linhas diagonais L tem média de 3,1 para olhos abertos e

11,1 para olhos fechados. A entropia também é maior para os sinais com olhos fechados de 3,2 para 1,4 nos sinais com olhos abertos. Os quantificadores relativos as linhas verticais laminaridade LAM e tempo de subida TT tem valores aproximados para os dois estados, olhos abertos e olhos fechados.

Tabela 16 – Quantificadores de recorrência – Olhos abertos

Sinal no tempo – Dimensão - mínimo 90% de correlação, 3 vizinhos, atraso em 10 intervalos, norma euclidiana, sinal de 0,5 a 40 Hz, dt= 0,0125, ou fa=80 Hz							
V043	Olhos Abertos - E18 - $\tau=8$ D=8 $\epsilon=3,0 \sigma$						
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	Média
σ	10,5830	10,4734	11,4001	10,0332	10,0947	10,8263	10,5685
RR	0,2193	0,2140	0,2183	0,2386	0,2285	0,2366	0,2259
DET	0,7727	0,7190	0,7979	0,7342	0,7362	0,7663	0,7544
L	3,1439	2,8159	3,2529	3,0641	2,9658	3,1054	3,0580
ENTR	1,4186	1,2210	1,4801	1,3938	1,3222	1,4128	1,3748
LAM	0,8685	0,8459	0,8845	0,8475	0,8506	0,8668	0,8606
TT	4,0187	3,4671	4,1687	3,8908	3,7348	3,9346	3,8691

Tabela 17 – Quantificadores de recorrência – Olhos fechados

V043	Olhos Fechados - E18 - $\tau=2$ D=8 $\epsilon=3,0 \sigma$						
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	Média
σ	17,0204	15,9272	15,4088	15,0738	13,3565	14,7299	15,2528
RR	0,3135	0,3098	0,2628	0,2610	0,2531	0,2683	0,2781
DET	0,8597	0,8429	0,8206	0,7998	0,7823	0,8163	0,8203
L	12,9998	12,0699	10,2339	10,4510	9,9226	10,8783	11,0926
ENTR	3,3743	3,2889	3,1250	3,1352	3,0790	3,1817	3,1974
LAM	0,9081	0,9115	0,8930	0,8826	0,8723	0,8842	0,8920
TT	4,1318	4,1590	3,7756	3,7546	3,6958	3,7484	3,8775

Os sinais de eletroencefalograma EEG filtrados em 7,5 a 12,5 Hz foram reamostrados para intervalos de 0,025 s, que satisfaz caracterizar sinais de até 20 Hz. Foram utilizadas amostras de 50s.

Para a análise de recorrência é necessário configurar alguns parâmetros. A dimensão de imersão D e tempo de atraso τ são os utilizados na reconstrução do espaço de fases,

dimensão de imersão $D=4$, e tempo de atraso $\tau=6$. O limiar de busca de recorrência foi definido como $\varepsilon=2\sigma$ para norma euclidiana. A quantidade mínima de pontos de recorrência a serem considerados nas estruturas diagonais é $l_{min}=5$, e nas estruturas verticais $v_{min}=3$. A janela de Theiler foi $th=2$ pontos. As amostras analisadas foram de 2000 pontos.

Tabela 18 – Análise de quantificação de recorrência – sinal no tempo

	Olhos Fechados					Olhos Abertos				
	DET	L	ENTR	LAM	TT	DET	L	ENTR	LAM	TT
V019	0,472	19,857	3,715	0,488	6,308	0,463	16,674	3,472	0,498	5,953
V033	0,445	18,564	3,628	0,365	5,154	0,471	18,955	3,657	0,452	5,148
V035	0,487	19,567	3,698	0,417	5,331	0,477	19,204	3,656	0,491	6,248
V037	0,405	15,277	3,360	0,347	5,159	0,553	20,184	3,706	0,614	7,550
V038	0,620	22,212	3,843	0,440	6,527	0,518	19,312	3,658	0,574	6,001
V042	0,398	15,712	3,394	0,389	5,150	0,327	12,753	3,081	0,305	4,405
V043	0,554	18,069	3,473	0,368	7,209	0,302	12,357	3,023	0,300	4,186
V055	0,415	18,749	3,636	0,246	4,381	0,441	15,966	3,416	0,447	5,616
V062	0,499	18,187	3,606	0,306	6,494	0,441	15,210	3,345	0,453	5,471
V067	0,405	17,022	3,510	0,330	4,442	0,464	17,061	3,517	0,391	5,765
Média	0,470	18,322	3,586	0,370	5,615	0,446	16,768	3,453	0,453	5,634
Variância	0,005	4,126	0,022	0,004	0,915	0,006	7,510	0,058	0,010	0,908

Os quantificadores da Tabela 18 se referem ao sinal de EEG no tempo. Todos os quantificadores têm em média valores maiores para olhos fechados do que para olhos abertos. Os quantificadores dos participantes V033, V037 e V067 não obedecem este padrão e serão analisados com mais detalhes posteriormente.

Quantificações recorrentes DET, L, ENTR, LAM e TT foram calculadas para os dez participantes. Os sinais de EEG diferem um pouco entre as pessoas. Os intervalos de confiança dos resultados em um nível de 90% são apresentados na Tab. 19. Observa-se que os intervalos se sobrepõem, não é possível identificar os estados pela média dos resultados da quantificação, embora a quantificação para os indivíduos apresente diferença entre olhos abertos e olhos fechados.

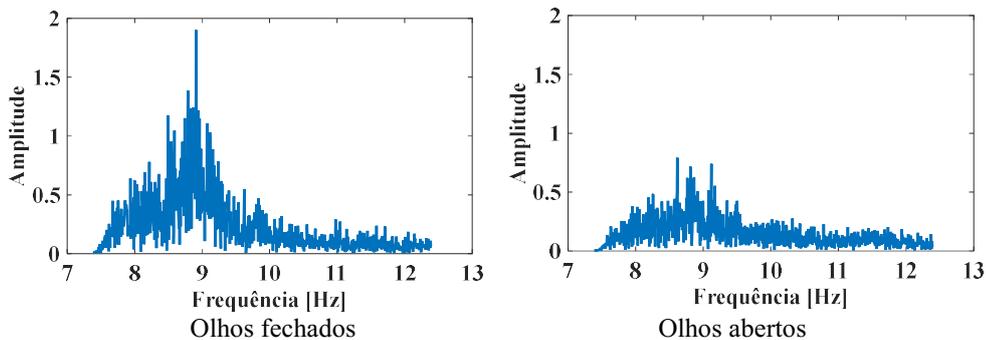
Tabela 19 – Intervalo de confiança dos quantificadores com sinais de EEG no tempo.

	Intervalo de confiança em nível de 90% para os sinais de EEG no tempo			
	Olhos fechados		Olhos abertos	
DET	0,544	0,396	0,524	0,3679
L	20,376	16,268	19,539	13,996
ENTR	3,739	3,433	3,698	3,208
LAM	0,440	0,300	0,556	0,350
TT	6,583	4,648	6,598	4,671

4.3.6. Análise de quantificação de recorrência no espectro de frequências.

Na proposta de Análise de Recorrência do Espectro de Frequência primeiramente, vamos observar as características do EEG no espectro de frequência da Fig. 82, sinal da banda alfa, região occipital, eletrodo O1 do participante V038 com olhos fechados e olhos abertos. Este sinal apresentou uma amplitude maior na faixa de frequência de 8,5 a 9,2 Hz, com os olhos fechados, e com os olhos abertos o sinal está um pouco mais espalhado na faixa de frequência.

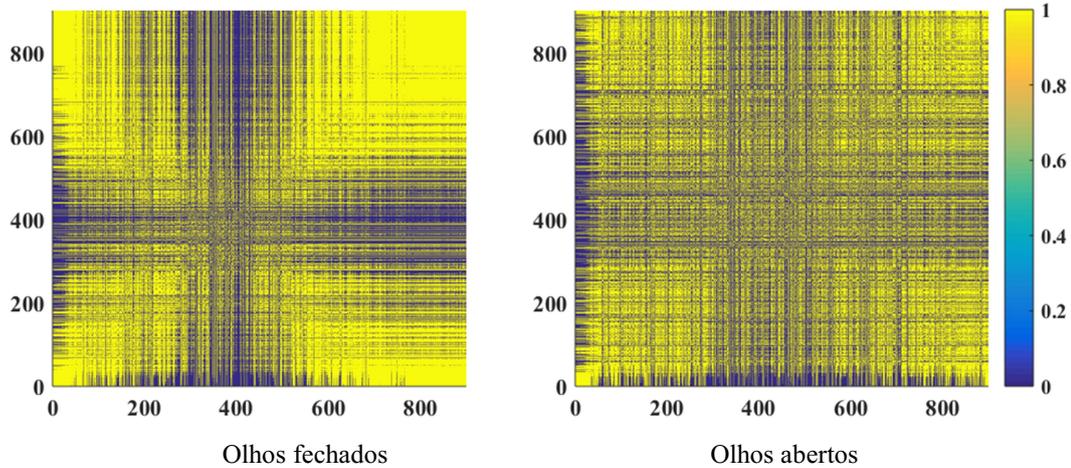
Figura 82 – EEG na banda alfa, participante V038, eletrodo O1.



Fonte: Gerados pela autora.

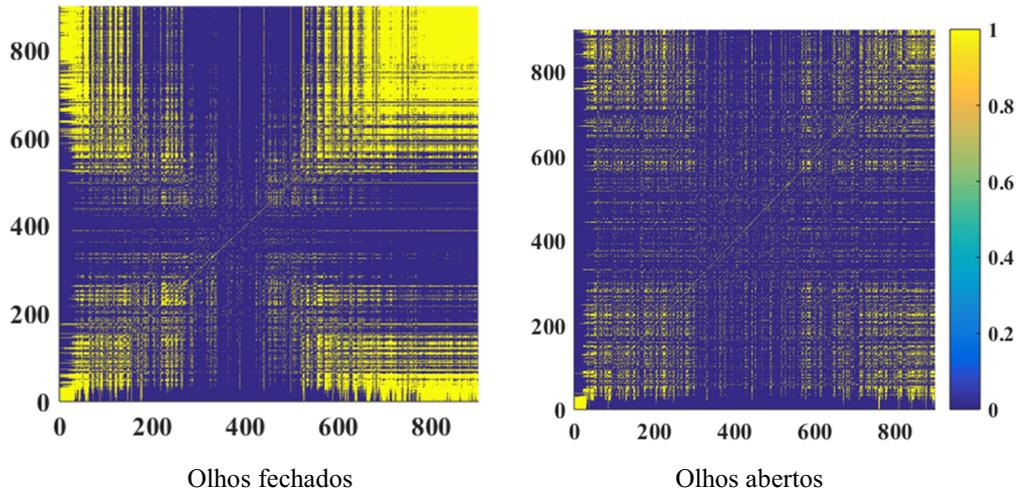
Como exemplo de análise de EEG foi realizado o cálculo de recorrência do sinal do participante V035. O tempo de atraso foi definido em $\tau = 1$; dimensões de incorporação $D = 1$ e em seguida $D = 3$. Os dados foram normalizados pelo máximo e a busca foi feita pela norma Euclidiana. Foram definidos limiares $\varepsilon = 1\sigma$; $l_{min} = 3$; $v_{min} = 3$ e $th = 2$. O gráfico de recorrência espectral é mostrado na Fig. 83, com uma maior uniformidade das regiões fora e dentro do limiar para os olhos fechados. Na Fig. 84, mostra a intensificação das características de recorrência do espectro de frequência com o aumento da dimensão de incorporação.

Figura 83 – Plot de recorrência no espectro de frequências, participante V035, dimensão de incorporação $D = 1$.



Fonte: Gerados pela autora.

Figura 84 - Plot de recorrência no espectro de frequências, participante V035, dimensão de incorporação $D = 3$.



Fonte: Gerados pela autora.

Os resultados dos quantificadores de recorrência são maiores para olhos fechados, tanto para dimensão $D = 1$ quanto para aumento de dimensão de incorporação para $D = 3$, conforme mostrado na Tab. 20.

A taxa de recorrência RR com os olhos fechados de $D = 1$ para $D = 3$ diminui 2,54 vezes, enquanto com os olhos abertos diminui 3,76 vezes. A média do comprimento das linhas diagonais L aumenta para os olhos fechados e diminui para os olhos abertos com o aumento da dimensão de incorporação. A entropia $ENTR$ de Shannon interpretada como uma maior complexidade do sistema com os olhos fechados aumenta com a dimensão de imersão D . Os quantificadores de estruturas verticais e horizontais, laminaridade LAM e tempo de

aprisionamento TT acentuam a diferença entre olhos fechados e abertos com o aumento da dimensão de incorporação, com olhos fechados esses quantificadores aumentam e diminuem com olhos abertos.

Tabela 20 – Quantificadores de recorrência com aumento da dimensão de imersão.

V035	Olhos fechados			Olhos abertos		
	O1	Oz	O2	O1	Oz	O2
	D=1 $\tau=1$					
RR	0,621	0,620	0,627	0,551	0,582	0,590
DET	0,745	0,734	0,741	0,597	0,673	0,692
L	7,176	6,919	7,442	4,660	5,101	5,645
ENTR	2,326	2,284	2,294	1,753	1,930	2,109
LAM	0,829	0,815	0,828	0,701	0,768	0,780
TT	10,777	10,432	11,142	6,093	6,934	7,830
	D=3 $\tau=1$					
RR	0,252	0,244	0,262	0,115	0,154	0,177
DET	0,803	0,796	0,814	0,518	0,597	0,666
L	7,839	7,140	8,378	4,232	4,521	4,902
ENTR	2,450	2,350	2,552	1,523	1,685	1,858
LAM	0,752	0,731	0,756	0,302	0,431	0,512
TT	9,811	8,722	10,390	4,418	4,728	5,057

Após este exemplo, foram realizadas análises de quantificação de recorrência no espectro de frequências para dez participantes. Os resultados de olhos fechados são mostrados na Tab. 21 e de olhos abertos no Tab. 22. As análises foram realizadas com dimensão de incorporação $D = 3$.

A faixa de frequência analisada foi de 7,5 a 12,5 Hz. O atraso de tempo para a reconstrução foi $\tau = 1$, considerando que todas as frequências são relevantes. O limite de busca foi definido pela norma euclidiana por configurado em $\varepsilon = 1\sigma$. Comprimento mínimo definido para as linhas diagonais $l_{min} = 3$ e vertical / horizontal $v_{min} = 3$. As análises foram realizadas com 901 pontos, com resolução de 0,006 Hz.

Observando as Tabelas 21 e 22, nota-se que alguns participantes apresentam diferença relevante na taxa de recorrência de RR entre olhos abertos e fechados, como V019 e V043, enquanto para outros a diferença é pequena, como V033 e V067. A faixa de recorrência RR é de 0 a 1, para olhos fechados a média foi de $0,243 \pm 0,080$ e com olhos abertos a média é de $0,147 \pm 0,058$.

O determinismo DET possui valores maiores para olhos fechados, indicando maior uniformidade do sistema em pequenas mudanças de frequência, referindo-se a pequenas variações no tempo do ciclo do sinal EEG.

Os comprimentos médios L das linhas diagonais também são maiores para os olhos fechados. Eles mostram maior estabilidade do sistema dentro do limite quando ocorrem pequenas variações de frequência.

As diferenças ENTR de entropia de Shannon são aprofundadas com o aumento da dimensão de incorporação.

Os quantizadores para linha horizontal / vertical, laminaridade LAM e tempo de captura TT são maiores para os olhos fechados, demonstrando também a maior relevância de algumas frequências na composição do espectro.

Frequências com grandes amplitudes permanecem fora do limite para uma sequência maior de pontos e podem abranger toda a matriz de recorrência na vertical / horizontal.

Tabela 21 - Resultado dos quantificadores com olhos fechados.

Olhos fechados												
	V019	V033	V035	V037	V038	V042	V043	V055	V062	V067	Nível de confiança 90%	
RR	0,317	0,273	0,250	0,147	0,385	0,113	0,224	0,317	0,235	0,171	0,328	0,158
DET	0,852	0,811	0,807	0,617	0,914	0,527	0,752	0,871	0,760	0,709	0,881	0,642
L	10,621	7,549	7,895	4,711	15,419	4,463	5,575	9,285	6,314	6,147	11,149	4,446
ENTR	2,863	2,463	2,399	1,765	3,065	1,650	2,106	2,847	2,283	2,118	2,830	1,880
LAM	0,828	0,725	0,732	0,444	0,893	0,367	0,587	0,839	0,674	0,577	0,841	0,491
TT	13,198	9,233	9,810	5,066	19,380	4,898	5,899	10,593	6,855	7,375	13,718	4,743

Tabela 22 - Resultado dos quantificadores com olhos abertos.

Olhos abertos												
	V019	V033	V035	V037	V038	V042	V043	V055	V062	V067	Nível de confiança 90%	
RR	0,116	0,271	0,119	0,110	0,236	0,147	0,088	0,109	0,107	0,171	0,209	0,085
DET	0,489	0,805	0,524	0,450	0,758	0,567	0,383	0,451	0,468	0,682	0,702	0,413
L	4,034	7,424	4,185	4,011	5,936	4,305	3,726	3,881	4,018	5,373	5,896	3,482
ENTR	1,407	2,487	1,494	1,381	2,199	1,572	1,172	1,293	1,393	2,019	2,083	1,199
LAM	0,217	0,739	0,295	0,212	0,648	0,337	0,159	0,209	0,273	0,528	0,567	0,155
TT	4,273	8,470	4,260	4,177	6,629	4,576	3,636	3,901	4,246	5,808	6,539	3,456

A significância das diferenças na quantificação da recorrência do EEG entre olhos fechados e olhos abertos foi primeiramente verificada por meio do teste de hipótese. A hipótese nula tem a mesma variância, como resultado a hipótese foi negada, os sistemas possuem variâncias diferentes. O segundo teste de hipótese possui hipótese nula de médias iguais, o resultado também negou a hipótese nula, mostrando que as médias são diferentes. Mais relevante nesta técnica é o intervalo de confiança com nível de 90% porque apresenta distinção ao longo de quase todo o intervalo, qualificando os sinais mais do que as análises de tempo de recorrência.

A criação da técnica de análise de recorrência no espectro de frequência foi aprofundada e gerou um artigo publicado na revista Scientific Reports <https://doi.org/10.1038/s41598-020-77903-4>. Primeira página no Anexo 6.

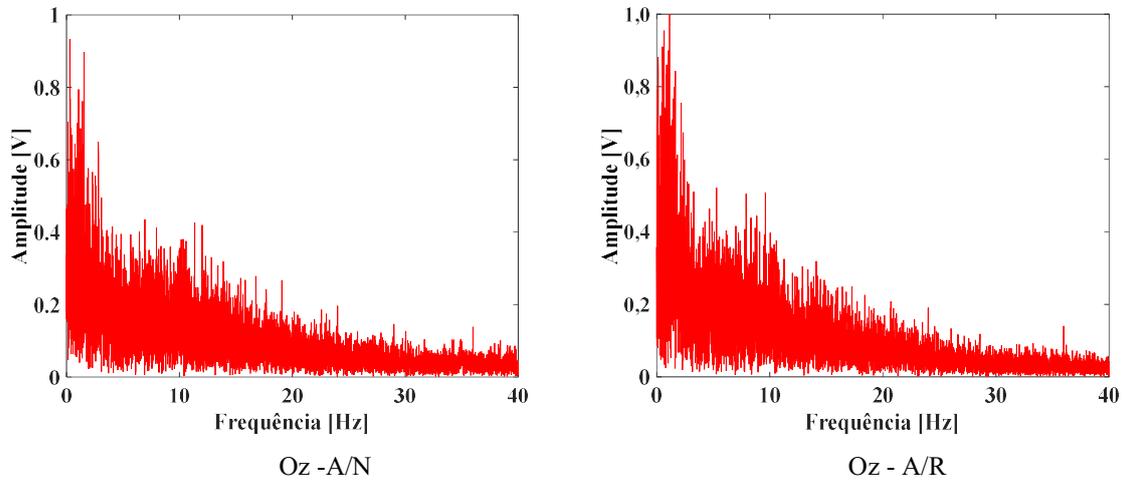
4.4. Análise de arritmia sinusal respiratória

4.4.1. Observação dos sinais de EEG e ECG no tempo e na frequência.

Primeiramente foi observado se existem diferenças nos sinais na frequência do eletrodo Oz da região occipital entre os experimentos com olhos abertos, respiração normal (A/N) e fazendo o exercício respiratório (A/R). Os gráficos são apresentados na Fig. 85 (a) com respiração normal e a Fig. 85 (b) exercício respiratório. Observando visualmente os gráficos, notamos que o sinal com exercício respiratório tem a amplitude discretamente maior.

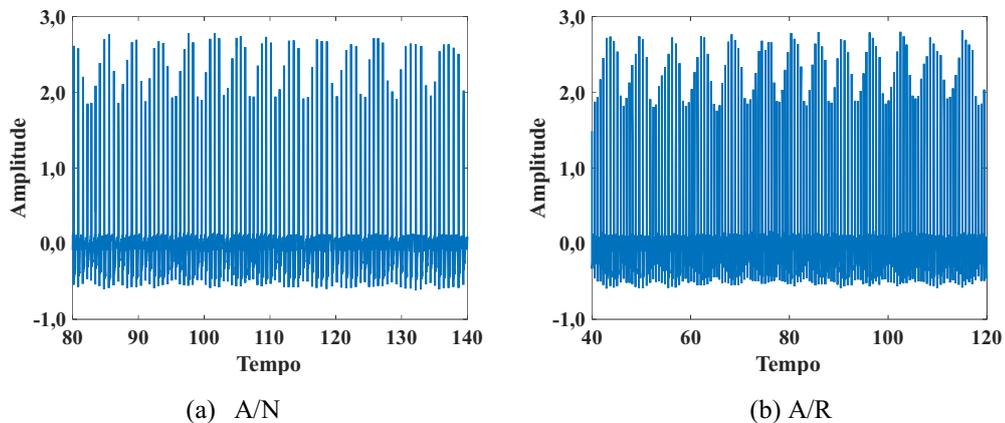
Juntamente com o EEG foram coletados os sinais de ECG. Os sinais temporais do ECG com exercício respiratório Fig. 86 (b) apresenta ciclos mais longos de variação da amplitude dos picos do que os sinais com respiração normal Fig. 86 (a), padrão que segue os resultados das análises anteriores somente de sinais do coração.

Figura 85 – Sinais EEG do eletrodo Oz da região occipital, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.



Fonte: Gerados pela autora

Figura 86 – Sinais de ECG no tempo, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.

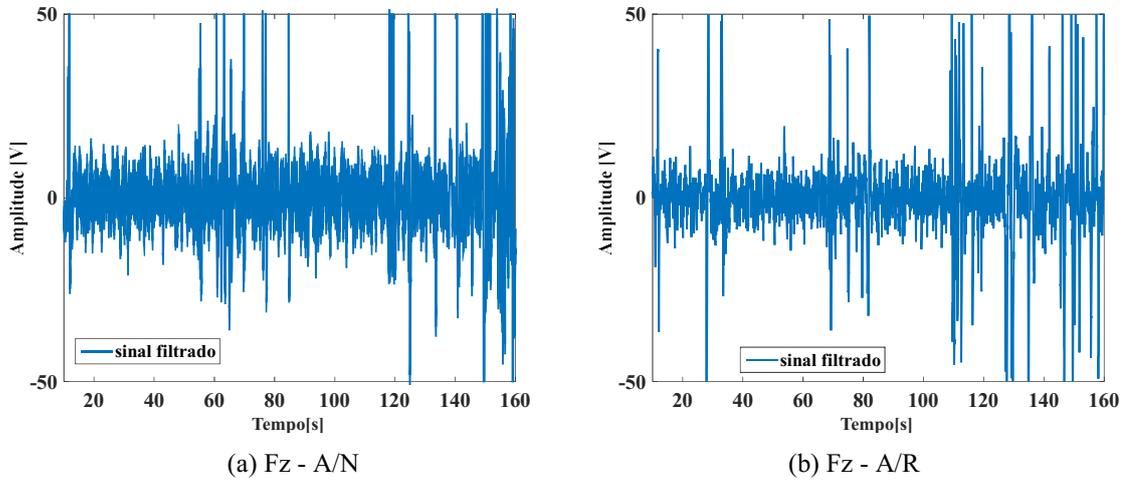


Fonte: Gerados pela autora

Ainda comparando os momentos (A/N) e (A/R) observamos os sinais no tempo do eletrodo fixado 20 cm abaixo de Oz na região da nuca do participante. Conforme os gráficos da Fig. 87 não apresentaram características diferentes entre os estados de respiração normal e o exercício respiratório.

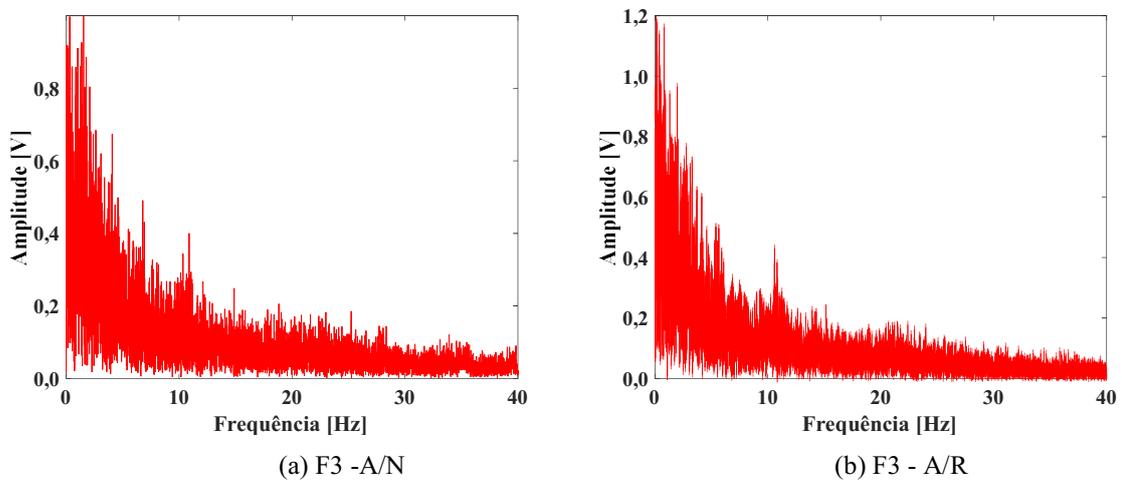
Os sinais de EEG do eletrodo F3 localizado no lobo frontal, que controla os movimentos do corpo, também são observados. Conforme gráficos da Fig. 88 mostram uma amplitude maior dos sinais de baixa frequência no momento de exercício respiratório.

Figura 87 – Sinais no tempo do eletrodo Fz, colocado 20 cm abaixo de Oz, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.



Fonte: Gerados pela autora

Figura 88 – Sinais na frequência do eletrodo F3, com o participante com olhos abertos. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.

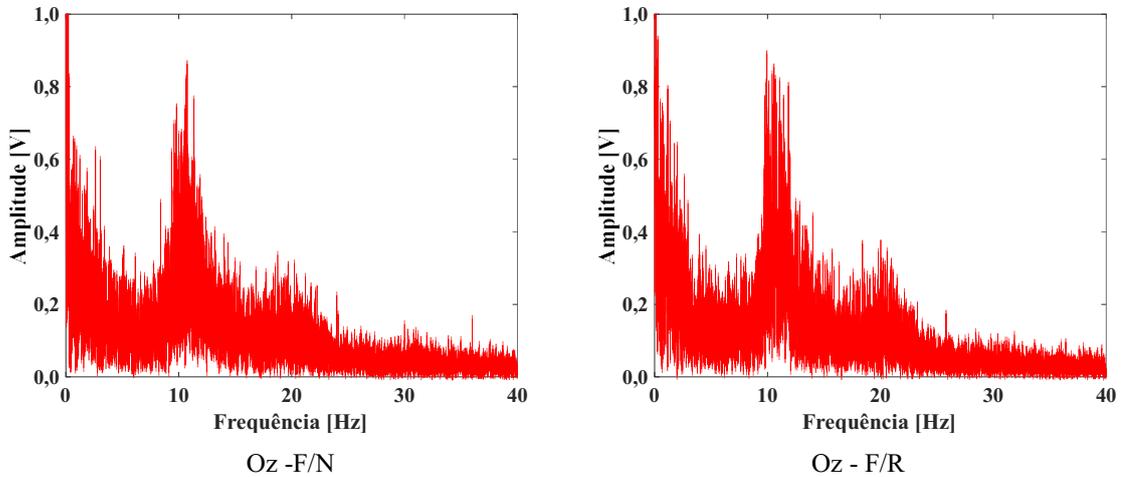


Fonte: Gerados pela autora

Agora são comparados os sinais com os olhos fechados, com respiração normal (F/N) e exercício respiratório (F/R). Os gráficos da Fig. 89 mostram sinais semelhantes para o eletrodo Oz, com amplitude ligeiramente maior na baixa frequência no exercício respiratório. Observando o aumento de amplitude das ondas alfa em relação aos gráficos da Fig. 85.

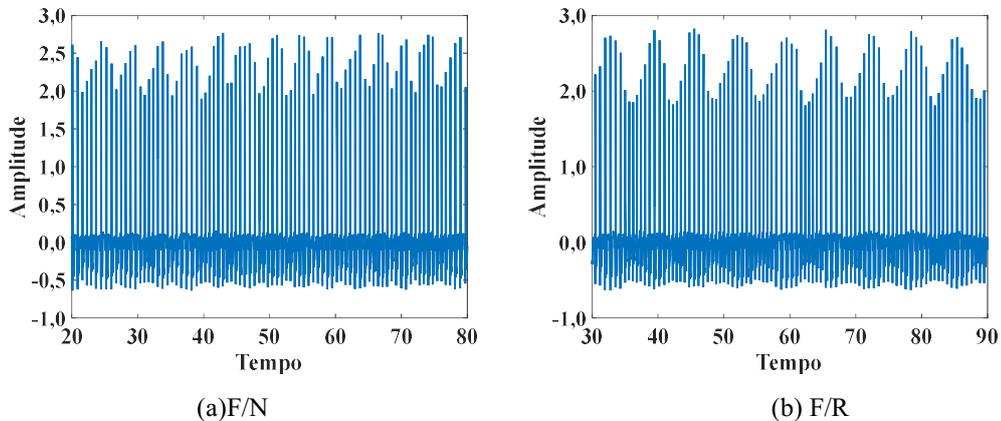
Os sinais de ECG com olhos fechados são semelhantes aos olhos abertos, a variação de amplitude dos picos tem ciclos mais longos no exercício respiratório, conforme Fig. 90.

Figura 89 – Sinais EEG do eletrodo Oz da região occipital, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.



Fonte: Gerados pela autora

Figura 90 – Sinais de ECG no tempo, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.

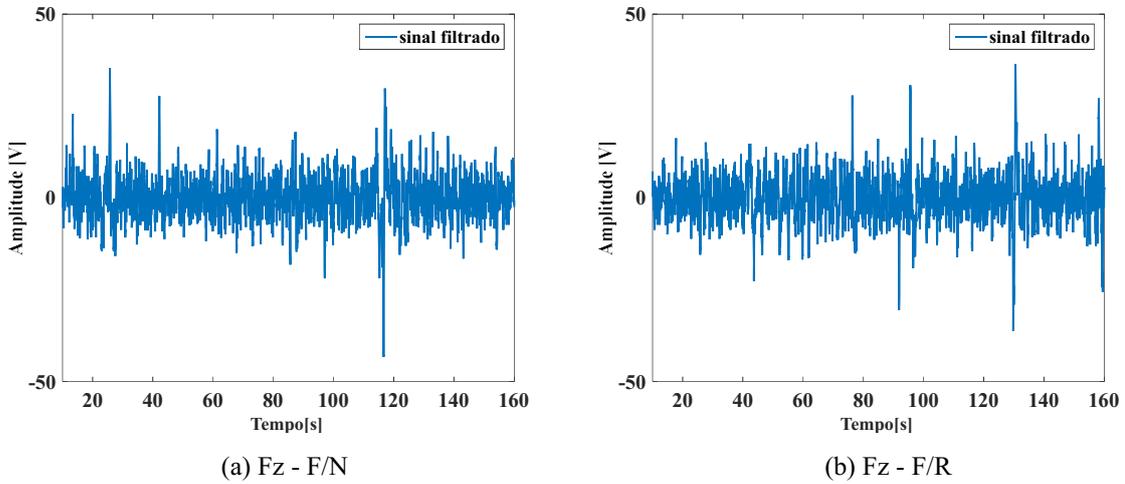


Fonte: Gerados pela autora

Os sinais de Fz com olhos fechados são semelhantes conforme gráficos da Fig. 91, e não tem as grandes amplitudes de variação apresentadas nos sinais com olhos abertos Fig. 87.

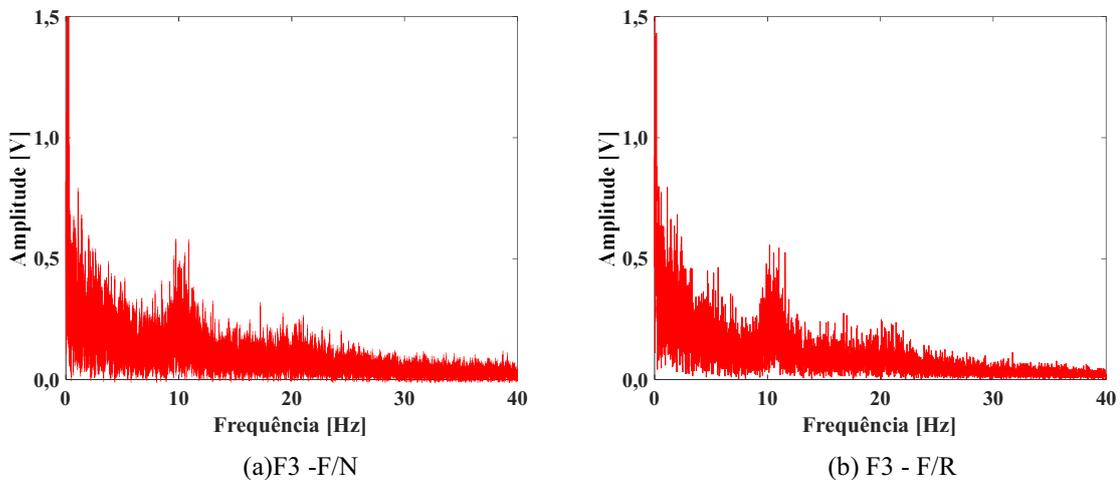
O sinal de EEG da região frontal tem um discreto aumento de amplitude com o exercício respiratório, como se pode observar na Fig. 92.

Figura 91 – Sinais no tempo do eletrodo Fz, colocado 20 cm abaixo de Oz, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.



Fonte: Gerados pela autora

Figura 92 – Sinais na frequência do eletrodo F3, com o participante com olhos fechados. (a) respiração normal, (b) respiração controlada.

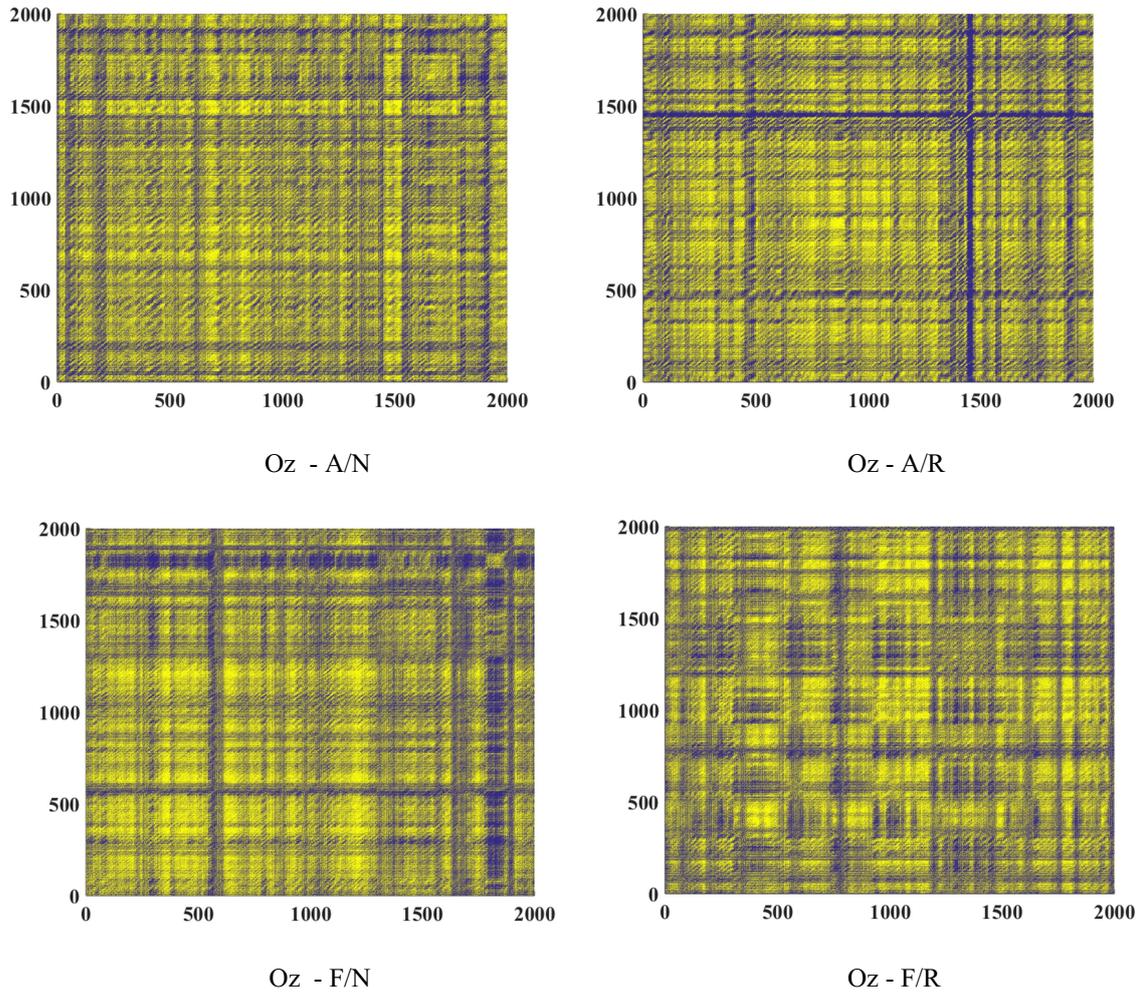


Fonte: Gerados pela autora

4.4.2. Análise de recorrência dos sinais de EEG no tempo

Em seguida, foram realizadas as análises de recorrência dos sinais de EEG no tempo. Os plots de recorrência dos sinais no tempo da região occipital são mostrados na Fig. 93, visualmente eles têm conformação muito semelhante. O sinal (A/N) aparenta ter pontos de recorrência um pouco mais espalhados que os outros.

Figura 93 – Plots de recorrência dos sinais no tempo coletados na região occipital.



Fonte: Gerado pela autora

A análise de quantificação de recorrência RQA é realizada através de medidas básicas com base nas linhas diagonais da matriz de recorrência, a saber, DET, L e ENT, foram calculadas. O quantificador de determinismo (DET) é a fração de pontos na matriz de recorrência que formam linhas diagonais. O DET pode ser interpretado como a previsibilidade de um sistema e é, por exemplo, maior para dinâmicas periódicas do que para processos caóticos; para dinâmica estocástica, tem valores baixos.

O quantificador dos comprimentos das linhas diagonais (L) é o comprimento médio das linhas diagonais na matriz de recorrência e corresponde ao tempo médio de estabilidade do sistema.

A entropia de Shannon (ENT) [63] da distribuição dos comprimentos das linhas diagonais reflete a complexidade da estrutura dos comprimentos das linhas da matriz de recorrência. O valor de ENT é pequeno para ruído, indicando sua baixa complexidade [31]. A

persistência ou dinâmica caótica aumenta a variação dos comprimentos das linhas no gráfico de recorrência (RP), aumentando assim os valores ENT. Um caso especial é a dinâmica periódica. Devido ao efeito de contorno do RP de tamanho finito, as linhas diagonais da dinâmica periódica têm comprimentos diferentes e os valores ENT correspondentes são maiores do que para o ruído, solicitando um esquema de correção de borda [64]. No entanto, como não esperamos aqui dinâmica periódica e linhas diagonais contínuas cruzando a fronteira do RP, tal esquema de correção não é necessário em nossa aplicação.

Tabela 23 - Resultado dos quantificadores do eletrodo Oz.

Oz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,631	0,682	0,617	0,625
L	4,489	4,701	4,705	4,636
ENTR	1,467	1,526	1,497	1,490

Tabela 24 - Resultado dos quantificadores do eletrodo Fz.

Fz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,928	0,966	0,9238	0,897
L	12,954	21,992	12,798	10,356
ENTR	2,784	3,236	2,790	2,5123

Tabela 25 - Resultado dos quantificadores do eletrodo F3.

F3	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,682	0,763	0,687	0,703
L	4,994	5,994	4,876	5,073
ENTR	1,619	1,828	1,588	1,615

A configuração adotada para o cálculo da análise de recorrência foi $D = 4$, $\tau = 6$, um limiar de recorrência com taxa fixa de recorrência $\varepsilon = 0,5$, $l_{\min} = 5$, $v_{\min} = 3$, número de pontos $n = 2000$, intervalo de amostragem $dt = 1 / 40$ s, sendo a taxa de recorrência RR, n pontos numéricos e dt intervalo de tempo.

Nas Tabelas 23, 24 e 25 são apresentados os resultados dos quantificadores de recorrência. A Tabela 24 dos sinais do eletrodo Fz apresenta valores maiores, o motivo são as amplitudes maiores em alguns momentos da coleta de dados.

4.4.3. *Análise de recorrência dos sinais de EEG na frequência*

As séries temporais foram transformadas para o domínio da frequência pelo algoritmo de transformada rápida de Fourier [65]. Em seguida, as matrizes de recorrência foram calculadas a partir desses sinais de frequência, de acordo com a Equação 41, onde ε é o limite de recorrência, $\|\cdot\|$ é a norma euclidiana e Θ é a função de Heaviside:

$$R_{(f_i, f_j)} = \theta(\varepsilon - \|f_i - f_j\|), \quad i, j = 1, \dots, n. \quad (41)$$

A matriz de recorrência agora é formada por pares de frequência que têm amplitude próxima. Em contraste com a matriz de recorrência regular, onde os eixos representam pontos no tempo, aqui os eixos da matriz de recorrência representam frequências. Duas matrizes de recorrência foram geradas, uma com limiar $\varepsilon = 0,4$ e outra com limiar $\varepsilon = 0,9$. Os pontos das matrizes são subtraídos, gerando uma nova matriz com os pontos entre os limiares. Nessa matriz resultante estão os pontos significativos do sinal, excluindo o ruído com a eliminação dos pontos de amplitude muito baixa, com $\varepsilon = 0,4$, e eliminando as amplitudes muito altas referentes à perturbação, com $\varepsilon = 0,9$.

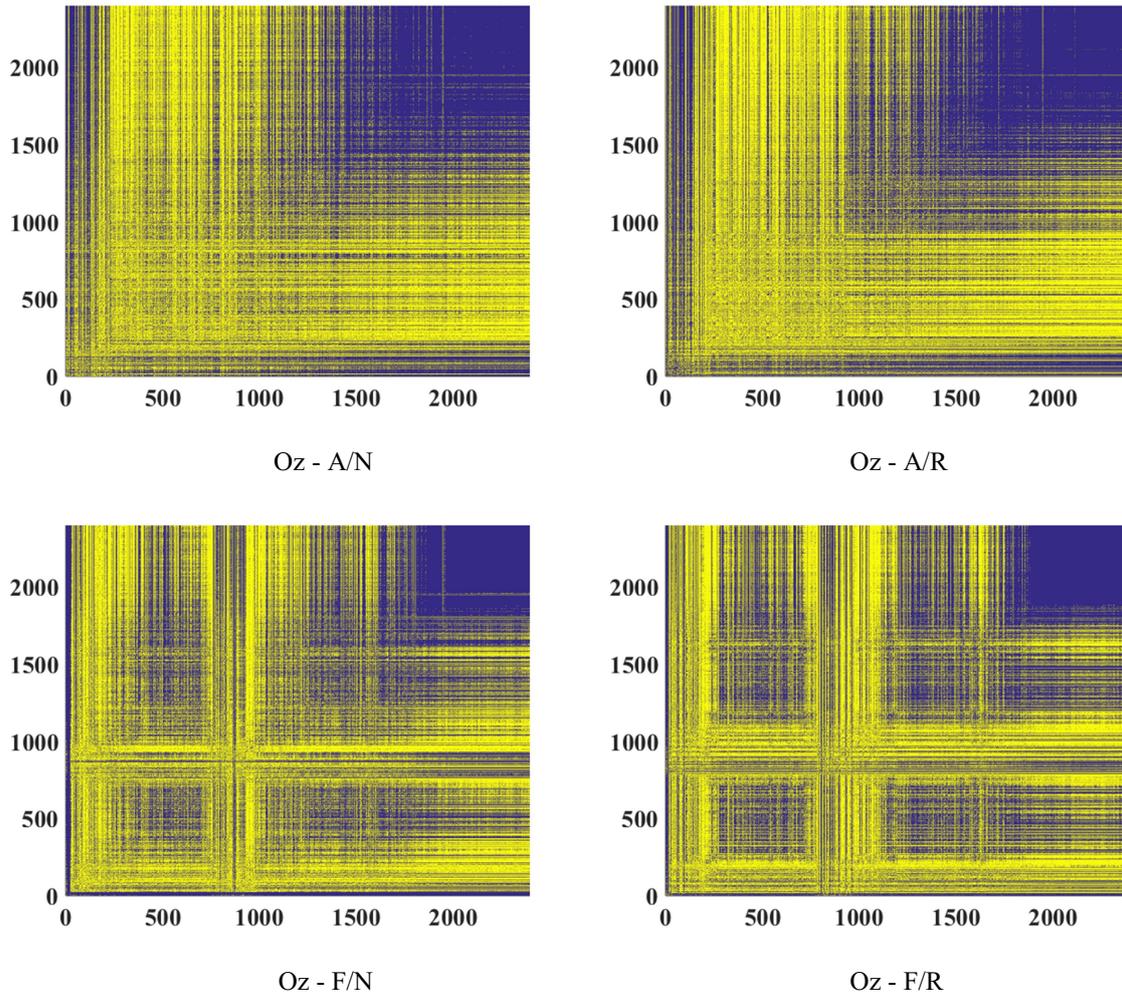
As matrizes de recorrência foram calculadas usando os seguintes parâmetros: $D = 3$, $\tau = 1$, taxa fixa de recorrência, comprimento de dados $n = 2400$ e um intervalo de amostragem de $df = 0,0125$ Hz. D foi selecionado porque fornece uma boa resolução das áreas de recorrência. τ foi selecionado para abranger todos os pontos da série da frequência.

Os espectros de frequência condensam informações de séries temporais longas, portanto, podem ser considerados como contendo todos os detalhes relevantes para caracterizar um sinal que está dentro dos limites de frequência definidos para as análises.

Primeiro, foram criados gráficos dos plot de recorrência dos sinais de EEG dos eletrodos Oz, Fz e F3, para a banda de frequência de 0 a 30 Hz, com o objetivo de identificar visualmente características da recorrência dos sinais de cada eletrodo em cada momento (A/N), (A/R), (F/N) e (F/R). Na sequência, os quantificadores de recorrência relativos às linhas diagonais DET, L e ENTR foram calculados mostrando as características das matrizes de recorrência das séries de frequência.

Os sinais de EEG da região occipital apresentam na recorrência na frequência uma clara distinção, entre os momentos olhos abertos e olhos fechados, como podemos observar nos plots da Fig. 94. Entre os momentos respiração normal e exercício respiratório as diferenças são mais discretas.

Figura 94 – Plots de recorrência dos sinais da região occipital, Oz.



Fonte: Gerado pela autora

Os valores dos quantificadores de recorrência para a banda de 0 a 30 Hz dos sinais em cada momento são bastante aproximados, como mostra a Tab. 26.

A recorrência na frequência de Oz também foi analisada por faixas de frequências de 10 Hz. As Tabelas 27, 28 e 29 mostram valores maiores dos quantificadores L e ENTR para os sinais com olhos fechados, sendo que F/R tem valores um pouco superior que F/N.

Tabela 26 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo Oz.

Oz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,745	0,747	0,706	0,718
L	9,459	10,087	9,454	9,500
ENTR	0,886	0,9167	0,845	0,865

Tabela 27 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 0 a 10 Hz, eletrodo Oz.

Oz - 0 a 10Hz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,985	0,984	0,992	0,987
L	6,126	5,939	6,446	6,603
ENTR	1,099	1,076	1,147	1,170

Tabela 28 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 10 a 20 Hz, eletrodo Oz.

Oz - 10 a 20Hz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,983	0,983	0,985	0,987
L	5,483	5,499	6,464	7,078
ENTR	1,003	1,006	1,169	1,219

Tabela 29 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência de 20 a 30 Hz, eletrodo Oz.

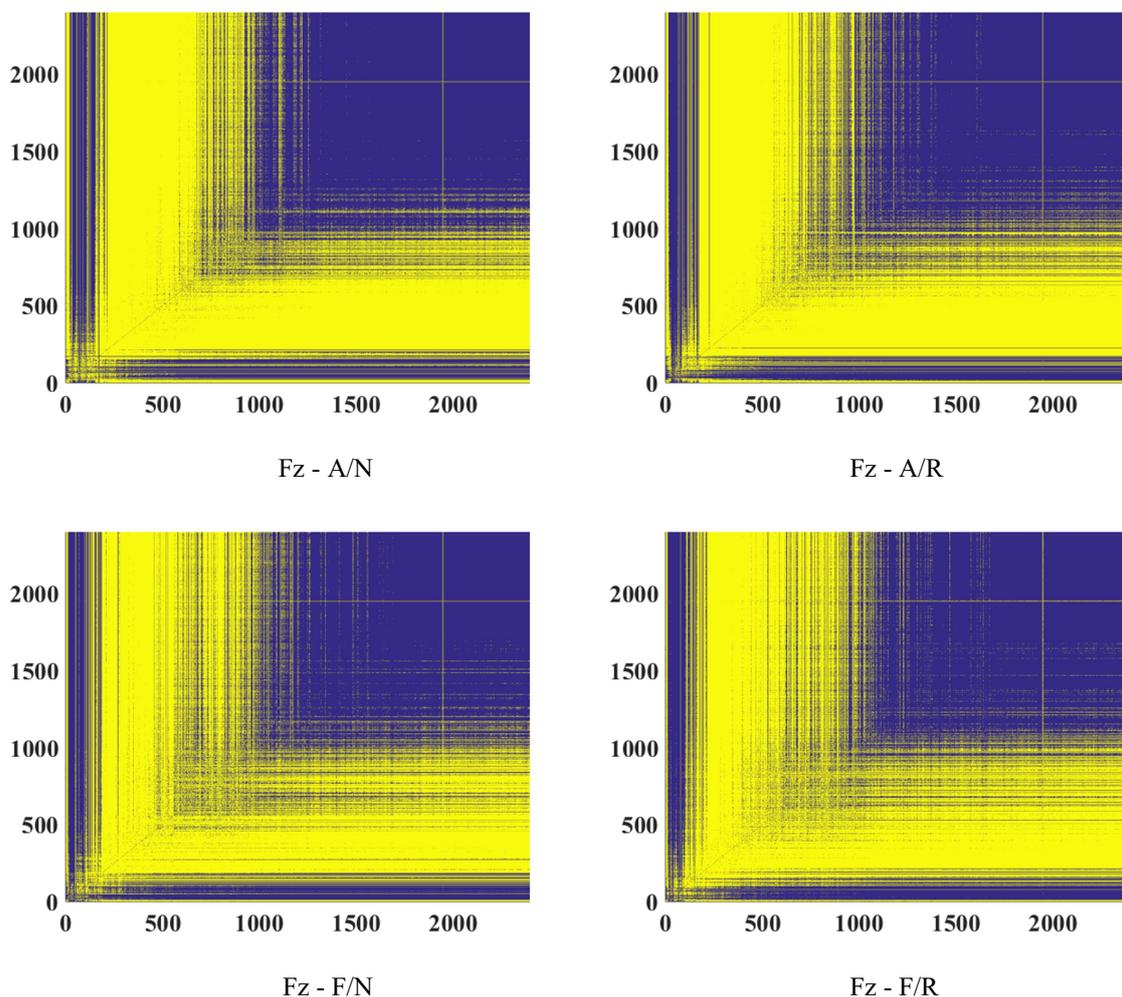
Oz - 20 a 30Hz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,979	0,978	0,983	0,986
L	5,557	5,620	6,699	6,736
ENTR	1,004	1,015	1,160	1,175

Como o estímulo que aumenta a amplitude das ondas alfa na região occipital ao fechar os olhos é gerado no centro do cérebro colocamos eletrodos na parte posterior, inferior do crânio supondo que os estímulos elétricos teriam um caminho de impedância menor embaixo do crânio, com o objetivo de verificar se no local apareceriam sinais mais representativos de EEG. O eletrodo Fz foi posicionado 20 cm abaixo de Oz. Realmente a amplitude dos sinais nesta região são maiores, não foi possível verificar se é resultado do cérebro ou de estímulos musculares de movimentações da região do pescoço. Observamos nos gráficos de concentração de recorrência da Fig. 95 níveis altos na banda de frequências delta, e um pouco

mais dispersos na banda teta. Os resultados dos sinais da banda alfa que aumentariam com os olhos fechados de acordo com as análises anteriores não tiveram ganhos significativos, nos levando a concluir que os sinais coletados não são resultantes do cérebro e sim sinais elétricos gerados pelos músculos da região.

Os plots de recorrência na frequência na banda de 0 a 30 Hz da região abaixo da occipital são semelhantes para os quatro momentos (A/N), (A/R), (F/N) e (F/R), regiões bem distintas dentro do limiar, em amarelo e fora do limiar em azul.

Figura 95 – Plots de recorrência dos sinais da região abaixo da occipital, Fz.



Fonte: Gerado pela autora

Os quantificadores dos sinais do eletrodo Fz têm valores maiores de L e ENTR para os sinais coletados com olhos abertos, conforme Tab. 30.

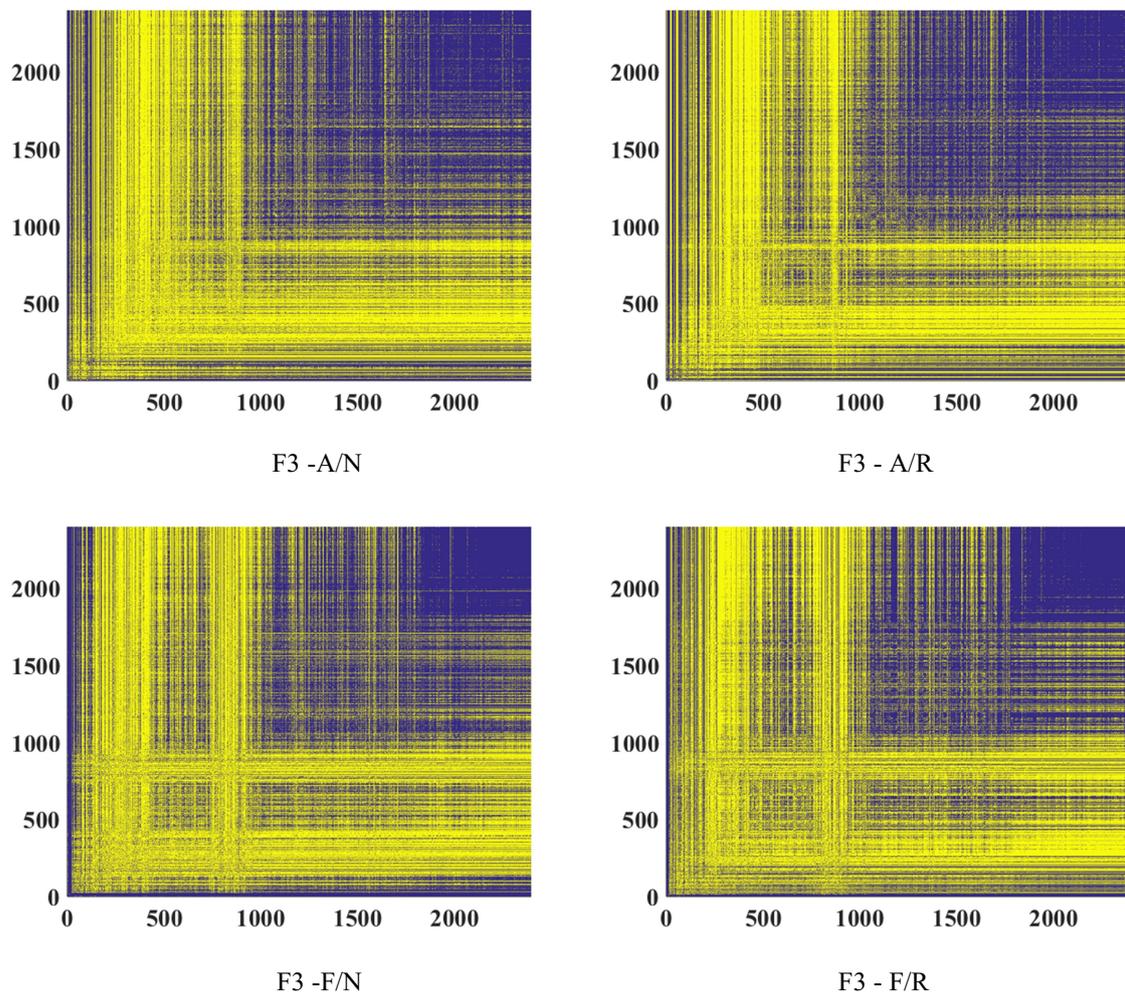
Os sinais da região frontal do cérebro foram analisados através dos dados coletados pelo eletrodo F3. Os sinais coletados na região frontal do cérebro geraram plots de recorrência

com densidade de pontos diferentes em cada região do gráfico, como se observa na Fig. 96.

Tabela 30 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo Fz.

Fz	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,898	0,867	0,854	0,877
L	25,127	30,048	17,698	18,142
ENTR	2,033	1,933	1,471	1,563

Figura 96 – Plots de recorrência dos sinais da região frontal, F3.



Os resultados dos quantificadores de recorrência da banda de frequência de 0 a 30 Hz têm valores aproximados para os quatro momentos analisados, conforme Tab. 31.

Tabela 31 - Resultado dos quantificadores sinais na banda de frequência do eletrodo F3.

F3	A/N	A/R	F/N	F/R
DET	0,756	0,760	0,737	0,721
L	10,568	11,810	10,120	10,666
ENTR	0,963	1,0145	0,905	0,9160

4.4.4. *Análise de concentração de recorrência em bandas de frequência*

As matrizes de recorrência dos sinais de frequência apresentam maiores diferenças de recorrência nas linhas verticais / horizontais do que nas diagonais. E também observando os bons resultados das análises de recorrência em bandas do espectro de frequências entre dois limiares foram criados outros quantificadores que possibilitam analisar as características dos sinais.

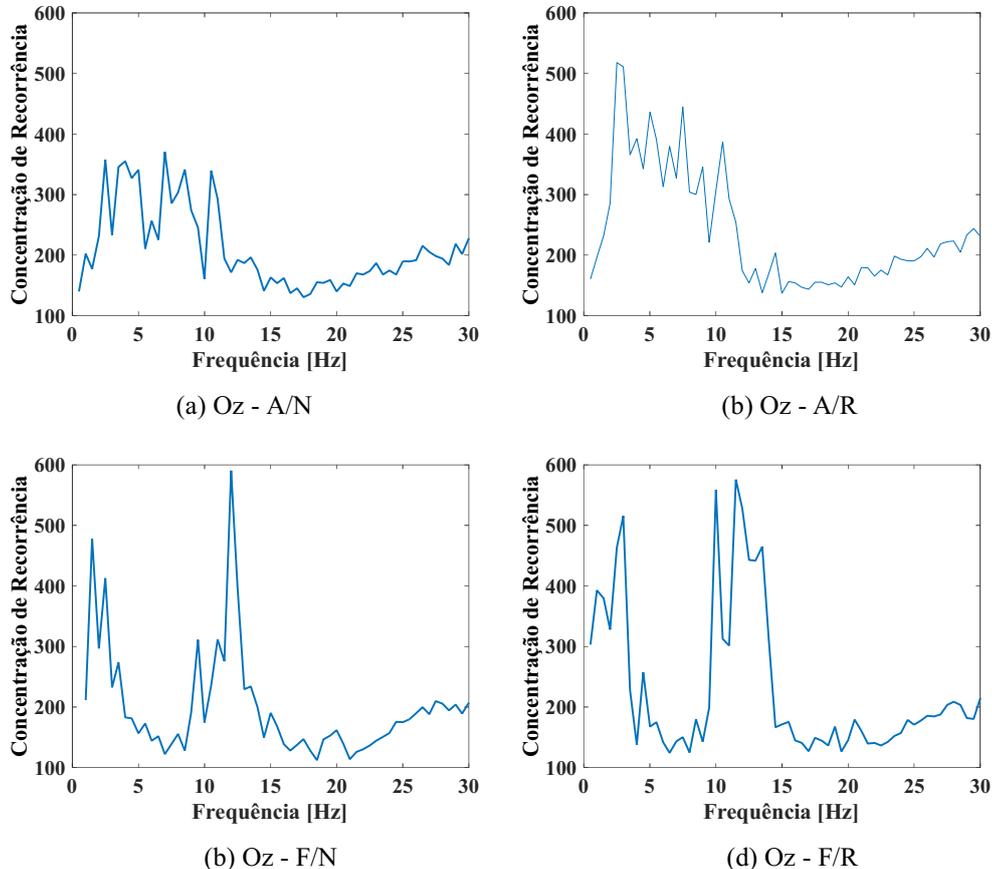
Primeiramente trabalhando a matriz de recorrência resultante observamos as concentrações de recorrência em cada frequência R_{c_f} . Os números de pontos de recorrência foram verificados para cada frequência nas colunas da matriz, sendo Np_f número de pontos de recorrência por frequência. Os comprimentos das sequências de pontos de recorrência foram verificados para cada frequência da matriz, sendo $L_{s_{f(k,j)}}$ matriz com comprimentos das séries de recorrências em cada frequência. As concentrações de recorrência na frequência foram verificadas para cada frequência de recorrência R_{c_f} calculando os comprimentos das sequências L_{s_f} dividido pelo número de sequências em cada frequência Ns_f . Com os resultados deste quantificador é possível quantificar a correlação de cada frequência analisada com o restante da banda de frequência aprofundando as características de sinais complexos como o EEG.

Foi criado também um quantificador para regiões da banda de frequência, conforme Eq. 42. Neste trabalho foi escolhida uma banda de 0,5 Hz, sendo que a banda de 0,5 Hz é composta de 40 colunas de frequências. As concentrações de recorrência dentro da banda de 0,5 Hz são somadas. O quantificador permite que frequências retiradas da análise por ser resultado de perturbações sejam compensadas pelo resultado de concentração do grupo de 40 frequências. O resultado do quantificador mostra em quais bandas de frequência os sinais se correlacionam, e quantificam esta correlação para uma comparação numérica.

$$Rc_{(0.5)} = \sum_{j=[1,40]} Rc_{f(j)} \quad (42)$$

As recorrências dos sinais na frequência da região occipital do córtex cerebral, coletados com o eletrodo Oz são analisadas primeiramente. A Figura 97 mostra os gráficos de concentração de recorrência, a Fig. 97(a) dos sinais com olhos abertos e respiração normal (A/N), Fig. 97(b) dos sinais com olhos abertos e exercício respiratório (A/R), Fig. 97(c) olhos fechados e respiração normal e Fig. 97(d) olhos fechados e exercício respiratório. Os gráficos caracterizam os sinais de forma aprofundada revelando detalhes dos sinais, que podem ser utilizados de forma comparativa para mensurar disfunções do cérebro. Os sinais com olhos abertos tem maior nível de concentração de recorrência nas frequências mais baixas, sendo que com exercício respiratório a concentração é maior. Os sinais com olhos fechados tem maior concentração na banda alfa. As concentrações de recorrências podem ser quantificadas em pequenas bandas demonstram características do funcionamento do cérebro.

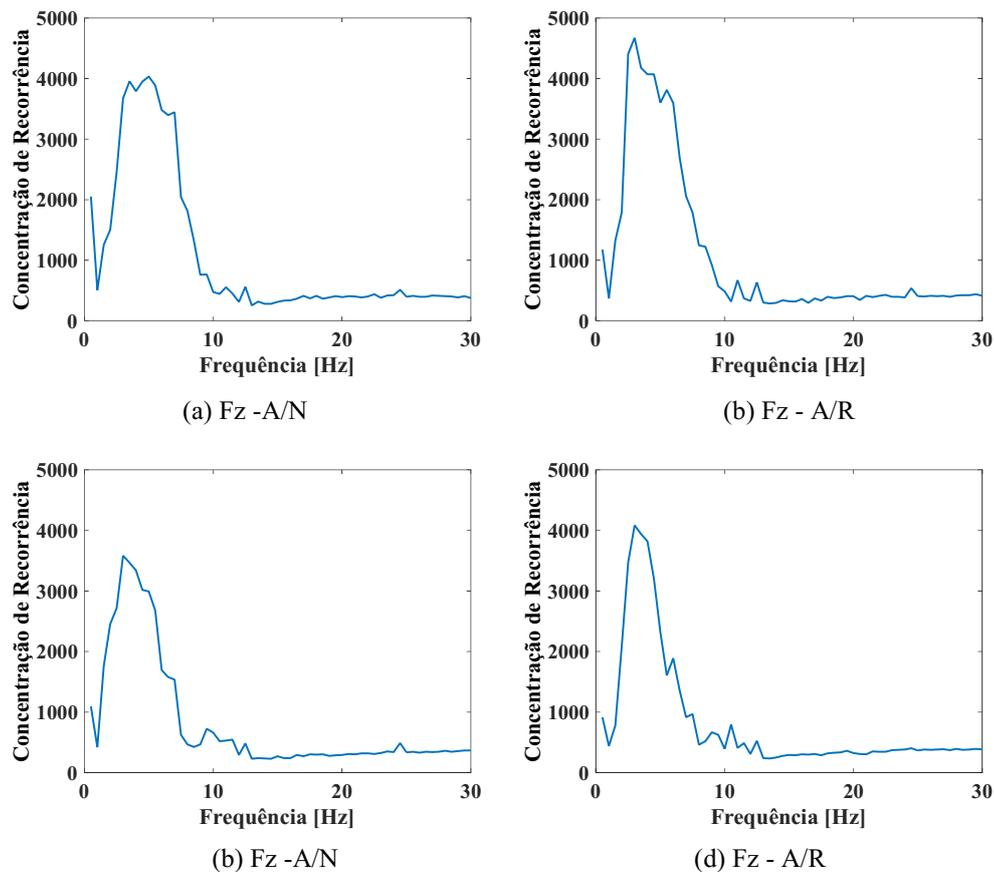
Figura 97 - Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região occipital, eletrodo Oz.



Fonte: Gerado pela autora

Os sinais da região abaixo da occipital geraram gráficos de recorrência Fig. 98 de amplitude quase dez vezes maior que os sinais da região occipital. Os gráficos de concentração de recorrência para os quarto estados são semelhantes, mas podem ser diferenciados em pequenos detalhes de variação.

Figura 98 - Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região abaixo da occipital, eletrodo Fz.

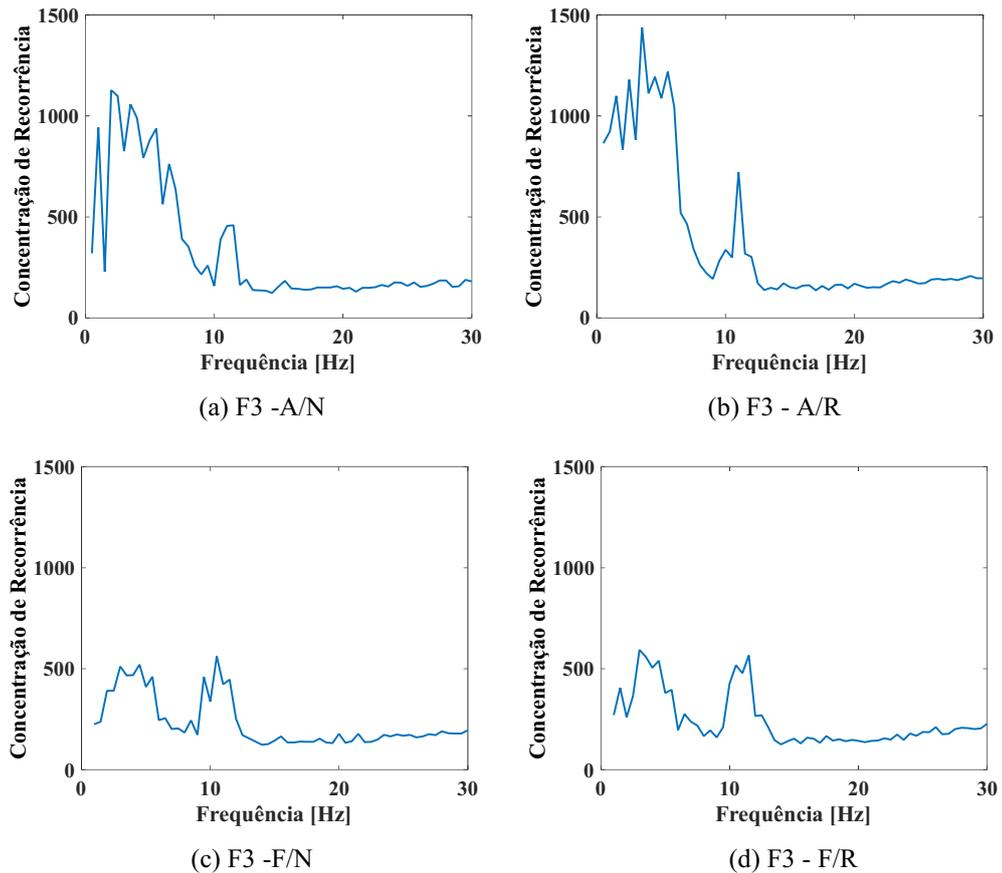


Fonte: Gerado pela autora

Os resultados da concentração de recorrência dos sinais da região frontal demonstraram que os momentos com olhos fechados resultaram em concentração de recorrência menor na banda de frequências delta e teta, e maior na banda de frequências alfa, conforme gráficos da Fig. 99. Os resultados para (A/R) também são ligeiramente maior do que (A/N) demonstrando a influência do exercício respiratório nos sinais de EEG da região frontal do cérebro.

Na região frontal do cérebro se observa Fig. 99 que a concentração de recorrência nos sinais com olhos abertos é duas a três vezes maior nas bandas até 10 Hz, comparando com os resultados dos sinais com olhos fechados.

Figura 99 - Gráficos de concentração de recorrência por banda de frequência dos sinais da região frontal, eletrodo F3.



Fonte: Gerado pela autora

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

O trabalho para o doutorado iniciou motivado pelas análises de sistemas não lineares e complexos, e tomou o objetivo de verificar a possibilidade de pessoas com lesão medular poderem controlar a frequência com exercícios respiratórios.

No caminho para o objetivo muito foi aprendido, experimentado e descoberto.

Estudo de técnicas de análise de sistemas não lineares Foi criado um oscilador de Duffing experimental com circuitos eletrônicos, com variação do sinal de excitação do sistema foi observado a variação do sinal da saída. Os dados foram analisados através do expoente de Lyapunov na comparação com a resolução por simulação numérica. O trabalho foi apresentado no COBEM /2015.

Construção de equipamento para coleta de eletrocardiograma ECG Como os sinais elétricos gerados pelo coração tem amplitude muito baixa e são coletados em mais de uma derivação precisamos criar um equipamento para coleta. Um relatório com os pontos críticos da criação do equipamento está no trabalho.

Pré-processamento de dados Os dados de ECG ao serem coletados precisam ser preparados para análise, neste ponto foi realizado um estudo teórico e experimental sobre técnicas de filtragem, para o sinal originalmente de amplitude tão baixas que varia seus períodos temporais e detalhes de sua forma, além de ser acrescidos de ruídos e interferências. Este estudo gerou um artigo que foi apresentado no NSC/2016. Foi realizada uma análise experimental da interferência de sinais elétricos musculares nos sinais de ECG. Os testes e resultados estão descritos neste relatório.

Análise de sinais de ECG com exercícios respiratórios. Foram coletados dados de ECG dos atletas paralímpicos da equipe de bocha. As coletas foram em dois momentos, respiração normal e fazendo o exercício respiratório para aumentar a concentração. Os sinais foram comparados através da técnica de análise quantitativa de recorrência cruzada entre variação do tempo dos ciclos e da amplitude do sinal. O trabalho gerou um artigo publicado no periódico *Discontinuity, Nonlinearity and Complexity* / 2016.

Ajuste de modelo matemático de sinal de ECG Além das análises experimentais neste trabalho foi desenvolvido também estudos de modelos matemáticos de sinais de ECG, após avaliação dos modelos da literatura foi escolhido trabalhar com o sistema oscilador de Kaplan. O modelo foi analisado através de diagramas de bifurcação, um novo parâmetro foi acrescentado ao sistema e foram encontradas configurações que geram sinais que além do

complexo QRS apresentam as ondas P e T. O trabalho inicial foi apresentado no COBEM / 2017 e a versão completa está em fase de avaliação para publicação em revista.

Análise das ondas alfa do EEG Os sinais de EEG haviam sido coletados em trabalho anterior em participantes em dois momentos, olhos fechados e olhos abertos. Os sinais de EEG foram analisados por técnicas já consagradas procurando identificar diferenças entre o participante estar com olhos abertos ou fechados.

Criação de uma nova técnica de análise de recorrências Além da análise do EEG por técnicas conhecidas procuramos uma forma de analisar os dados que a diferenciação entre os momentos fosse mais relevante. Criou-se a análise da quantificação de recorrência no espectro de frequências, com novas interpretações, novos quantificadores, e análise entre dois limiares de recorrência. O trabalho foi desenvolvido em várias etapas com a relevante participação do Dr. Norbert Marwan especialista em sistemas complexos e análises de recorrência. O trabalho foi publicado no periódico Scientific Reports <https://doi.org/10.1038/s41598-020-77903-4>.

Análise de arritmia sinusal respiratória Foram coletados dados de EEG e ECG com o participante em quatro momentos, com olhos abertos e respiração normal (A/N), com olhos aberto e exercício respiratório (A/R), com olhos fechados e respiração normal (F/N) e com olhos fechados e exercício respiratório. Os dados do ECG e os de EEG de algumas regiões do cérebro foram analisados, inclusive com a nova técnica criada demonstrando que existe uma relação mental em estar ou não com olhos abertos e também com o exercício respiratório, indicando que a pessoa pode autocontrolar a frequência cardíaca.

Em trabalhos futuros seria interessante coletar uma quantidade maior de dados, e criar testes e exercícios que pudessem aprofundar o tema.

REFERÊNCIAS

- 1 - GUYTON, A.C.; HALL, J.E., **Tratado de Fisiologia Médica**, 11a Ed., Elsevier Ltda, 2006.
- 2 - PAOLILLO, F. R., **Efeitos da estimulação elétrica neuromuscular do quadríceps sobre as variáveis cardiorrespiratórias em portadores de lesão medular**, Dissertação para o título de Mestre em Bioengenharia, USP/ Interunidades em Bioengenharia, 2004. Doi: 10.11606/D.82.2004.tde-03122004-131558
- 3 - NASCIMENTO, L.G.; SILVA, S.M.L., *Benefícios da Atividade Física sobre o Sistema Cardiorrespiratório, como também, na Qualidade de Vida de Portadores de Lesão Medular: uma Revisão*, **Revista Brasileira de Prescrição e Fisiologia do Exercício**, São Paulo, v.1, n.3, p.42-50, Mai./Jun. 2007. ISSN 1981-9900.
- 4 - MARWAN, N.; WESSEL, N.; MEYERFELDT, U.; SCHIRDEWAN, A.; KURTHS, J., *Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability data*, **PHYSICAL REVIEW E** **66**, 026702, 2002.
- 5 - [ACHARYA, U. R.; FAUST, O.; SREE, V.; SWAPNA, G.; MARTIS, R. J.; KADRI, N. A.; SURI, J. S., **Linear and nonlinear analysis of normal and CAD-affected heart rate signals**, computer methods and programs in biomedicine 113 (2014) 55–68, © 2013 Elsevier Ireland Ltd. All rights reserved., <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.08.017>.
- 6 - LEWENSTEIN, K.; JAMROZY, M.; LEYKO, T., **The use of recurrence plots and beat recordings in chronic heart failure detection**, BULLETIN OF THE POLISH ACADEMY OF SCIENCES TECHNICAL SCIENCES, Vol. 64, No. 2, 2016 DOI: 10.1515/bpasts-2016-0039.
- 7 - ZBILUT, J. P., *Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots*, **Physics LettersA** 171 (1992) 199-203, North-Holland.
- 8 - MCCRATY, R.; SHAFFER, F., *Heart rate Variability: new perspectives on physiological Mechanisms, assessment of selfregulatory Capacity, and Health risk*, GLOBAL ADVANCES IN HEALTH AND MEDICINE Volume 4, Number 1 • January 2015 • www.gahmj.com.
- 9 - NARDELLI, M.; VALENZA, G.; CRISTEA, I. A.; GENTILI, C.; COTET C.; DAVID, D.; LANATA, A.; SCILINGO, E. P., *Characterizing psychological dimensions in non-pathological subjects through autonomic nervous system dynamics*, **Frontiers in Computational Neuroscience** | www.frontiersin.org, March 2015 | Volume 9 | Article 37, doi: 10.3389/fncom.2015.00037.
- 10 - SANTOS, L.; BARROSO, J. J.; MACAU, E. E. N.; GODOY, M. F., *Assessment of heart rate variability by application of central tendency measure*, **Med Biol Eng Comput** 2015 Nov;53(11):1231-7. doi: 10.1007/s11517-015-1390-8. Epub 2015 Sep 22.
- 11 - MARWAN N.; ZOU Y.; WESSEL N.; RIEDL M.; KURTHS J., *Estimating coupling directions in the cardiorespiratory system using recurrence properties*. **Phil Trans R Soc A** 371: 20110624. <http://dx.doi.org/10.1098/rsta.2011.0624>.
- 12 - ROLINK, J.; KUTZ, M.; FONSECA P.; LONG X.; MISGELD, B.; LEONHARDT, S., *Recurrence quantification analysis across sleep stages*, **Biomedical Signal Processing and Control** 20 (2015) 107–116 , <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2015.04.006> , 1746- 8094/© 2015 Elsevier Ltd. All rights reserved.
- 13 - MCSHARRY P.E.; CLIFFORD G. D.; TARASSENKO L.; SMITH L. A, *A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals*, **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 50, No. 3, March 2003, doi: 10.1109/TBME.2003.808805, 2003.
- 14 - GIDEA M.; GIDEA C.; BYRD W., *Deterministic models for simulating electrocardiographic signals*, **Commun Nonlinear Sci Numer Simulat** 16 (2011) 3871–3880, doi:10.1016/j.cnsns.2011.01.022, 2011.
- 15 - STEFANOVSKA A.; LUCHINSKY D.G.; MCCLINTOCK P.V.E., *Modeling couplings among the oscillators cardiovascular system*, **Physiological Measurement** 22 (3) (2001) 551–564, 2001.
- 16 - VAN DER POL B.; VAN DER MARK J., *The heartbeat considered as a relaxation oscillation, and an electrical model of the heart*, **The London, Edinburgh, Dublin Philosophical Magazine Journal Science**, <http://dx.doi.org/10.1080/14786441108564652>, 1928.
- 17 - GE Z. M.; HSU M. Y., *Chaos in a generalized van der Pol system and fractional order system*, **Chaos, Solitons and Fractals** 33 (2007) 1711–1745, doi:10.1016/j.chaos.2006.03.028, 2007.
- 18 - GOIS S.R.F.S.M.; SAVI M. A., *An analysis of heart rhythm dynamics using three-coupled oscillator model*. **Chaos, Solitons and Fractals** 41 (2009) 2553–2565, doi:10.1016/j.chaos.2008.09.040, 2009.
- 19 - KAPLAN B.; GABAY I.; SARAFIAN G.; SARAFIAN D., *Biological applications of the 'Filtered' Van der Pol oscillator*, **Journal Franklin Institute** 345 (3) (2008) 226–232. <http://dx.doi.org.ez34.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jfranklin.2007.08.005>, 2008.

- 20 - DAS S.; MAHARATNA K., *Fractional Dynamical Model for the Generation of ECG like Signals from Filtered Coupled Van-der Pol Oscillators*, **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, Volume 112, Issue 3, December 2013, Pages 490–507, <http://doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.08.012>, 2013.
- 21 - FREEMAN, W. J.; QUIROGA, R. Q. **Imaging Brain Function With EEG**. [s.l: s.n.]. apud Ramos, C. D. Caracterização do Eletroencefalograma Normal em Situação de Vigília..., Orientador João Batista Destro Filho, 2017, Dissertação de Mestrado Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/19571>.
- 22 - SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. **Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications**. 1. ed. [s.l.] Academic Press, 2005. apud Ramos, C. D. Caracterização do Eletroencefalograma Normal em Situação de Vigília..., Orientador João Batista Destro Filho, 2017, Dissertação de Mestrado Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/19571>.
- 23 - MONTENEGRO, M. A.; CENDES, F.; GUERREIRO, M.M.; GUERREIRO, C.A.M., **EEG – Na Prática Clínica**. 2. ed. [s.l.] Revinter, 2011. apud Ramos, C. D. Caracterização do Eletroencefalograma Normal em Situação de Vigília..., Orientador João Batista Destro Filho, 2017, Dissertação de Mestrado Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/19571>
- 24 - YASUMA F.; HAYANO J., *Respiratory sinus arrhythmia: why does the heartbeat synchronize with respiratory rhythm?*, **Chest** Volume 125, Issue 2, February 2004, Pages 683-690.
- 25 - MASI C. M.; HAWKLEY L. C.; RICKETT E. M.; CACIOPPO J. T., *Respiratory sinus arrhythmia and diseases of aging: Obesity, diabetes mellitus, and hypertension*, **Biological Psychology** 74 (2007) 212–223.
- 26 - KOVACS M.; YAROSLAVSKY, I.; ROTTENBERG, J.; GEORGE, C.J.; KISS, E.; HALAS, K.; DOCHNAL, R.; BENÁK,I.; BAJI, I.; VETRÓ, A.; MAKAI, A.; KAPORNA, K., *Maladaptive mood repair, atypical respiratory sinus arrhythmia, and risk of a recurrent major depressive episode among adolescents with prior major depression*. **Psychological Medicine** (2016), 46, 2109–2119. © Cambridge University Press 2016, doi:10.1017/S003329171600057X.
- 27 - OGATA, K., **System Dynamics**, Pearson Prentice Hall, 2004.
- 28 - MONTEIRO, L.H.A., **Sistemas Dinâmicos**, Editora Livraria da Física, 2006.
- 29 - MONTEIRO, L.H.A., **Sistemas Dinâmicos Complexos**, Editora Livraria da Física, 2014.
- 30 - KANTZ, H.; SCHREIBER, T., **Nonlinear Time Series Analysis**, Cambridge University Press, Second edition, 2004.
- 31 - CHANG, F.C.; CHANG, C.K.; CHI, K.Y.; LINY, D., *Evaluation Measures for Adaptive PLI Filters in ECG Signal Processing*, **Computers in Cardiology**. Pages: 529 - 532, DOI: 10.1109/CIC.2007.4745539, 2007.
- 32 - PARK, C.; LOONEY, D.; VANHULLE, M.M.; MANDIC, D. P., *The complex local mean decomposition*, **Neurocomputing** 74 (2011) 867–875.
- 33 - KÆRGAARD, K.; JENSEN, S. H.; PUTHUSSERYPADY, S., *A comprehensive performance analysis of EEMD-BLMS and DWT-NN hybrid algorithms for ECG denoising*, **Biomedical Signal Processing and Control** 25 (2016) 178–187, Elsevier.
- 34 - GRASSBERGER P.; PROCACCIA I., *Measuring the strangeness of strange attractors*, **Physica D**, 9,189, 1983.
- 35 - PACKARD N. H.; CRUTCHFIELD J. P.; FARMER J. D.; SHAW R. S., *Geometry from a Time Series*, **Phys. Rev. Lett.** **45**, 712 – Published 1 September 1980, <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.45.712>.
- 36 - FRASER, A. M.; SWINNEY, H. L., 1986, *Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information*, **Physical Review A**, v.33, pp.1134-1140.
- 37 - CAO, L., 1997, *Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series*, **Physica D**, v.110, p.43.
- 38 - [38] SATO, S.; SANO M.; SAWADA Y., *Practical methods of measuring the generalized dimension and largest Lyapunov exponent in high dimensional chaotic systems*, **Progress of Theoretical Physics**, Volume 77, Issue 1, January 1987, Pages 1–5
- 39 - PARLITZ, U., **Nonlinear Time-Series Analysis**, in Nonlinear Modeling - Advanced Black-Box Techniques, Eds. J.A.K. Suykens and J. Vandewalle Kluwer Academic Publishers, pp. 209-239, 1998.
- 40 - ECKMANN J. P.; KAMPHORST S. O.; RUELLE D., *Recurrence plots of dynamical systems*, **Europhys. Lett.** **5** 973–977. 1987.

- 41 - MARWAN N.; CARMEN ROMANO M.; THIEL M.; KURTHS J., *Recurrence plots for the analysis of complex systems*, **Physics Letters A**, Volume 360, Issues 4–5, 8 January 2007, Pages 545-551. doi:10.1016/j.physrep.2006.11.001.
- 42 - KOEBBE, M.; MAYER-KRESS, G., *Use of recurrence plots in the analysis of time-series data*, in **Proceedings of SFI Studies in the Science of Complexity**, vol. XXI, ed. by M. Casdagli, S. Eubank (Addison-Wesley, Redwood City, 1992), pp. 361–378.
- 43 - THIEL, M.; ROMANO, M. C.; KURTHS, J.; MEUCCI, R.; ALLARIA E.; ARECCH T., *Influence of observational noise on the recurrence quantification analysis*. **Physica D** 171, 138 (2002).
- 44 - MATASSINI, L.; KANTZ, H.; HOŁYST, J.A.; HEGGER, R., *Optimizing of recurrence plots for noise reduction*. **Phys. Rev. E** 65(2), 021102 (2002).
- 45 - GALLEZ, D.; BABLOYANTZ, A., *Predictability of human EEG: a dynamical approach*, **Biol. Cybern.**, 64 (1991) 381–390.
- 46 - GRASSBERGER P.; PROCACCIA I., *Characterization of Strange Attractors*, **Phys. Rev. Lett.** **50**, 346 – Published 31 January 1983.
- 47 - [BABLOYANTZ A.; CALLEZ D., *Probing Brain Dynamics*, in **Mathematical Approaches to Brain Functioning Diagnostics** edit Ivan Dvořák, Arun V. Holden, 1991.
- 48 - SOONG A.C.K.; STUART, C.I. J.M., *Evidence of Chaotic Dynamics Underlying the Human Alpha-Rhythm Electroencephalogram*, **Biol. Cybern.** 62, 55-62 (1989).
- 49 - DESTEXHE, A.; BABLOYANTZ, A., *Pacemaker-induced coherence in cortical networks*. **Neural Computation**, in press, 1990.
- 50 - KLIMESCH, W., **EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis**, Department of Physiological Psychology, Institute of Psychology, University of Salzburg, Hellbrunnerstr, 34, A-5020 Salzburg, Austria, 1998.
- 51 - OGATA, K., **System Dynamics**, Pearson Prentice Hall, 2004.
- 52 - TAMASEVICIUTE, E.; TAMASEVICIUS, A.; MYKOLAITIS, G.; BUMELIENE, S. LINDEBERG, E., *Analogue Electrical Circuit for Simulation of the Duffing-Holmes Equation*, **Nonlinear Analysis Modelling and Control**, 2008, vol. 13, 241-252.
- 53 - MALVINO, A.P., **Eletrônica**, volume 1 e 2, Editora Makron Books.1995.
- 54 - ROCHA, R.; MARTINS-FILHO, L.S.; MACHADO, R.F., *Analogia eletrônica no ensino de Física*, **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 27, n. 2, p. 211–218, 2005.
- 55 - NAYFEH, A. H.; BALACHANDRAN, B., **Applied Nonlinear Dynamics**, Wiley-VCH, 2004.
- 56 - DAVI RAMOS C., **Caracterização do Eletroencefalograma Normal em Situação de Vigília...**, Orientador João Batista Destro Filho, 2017, Dissertação de Mestrado Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/19571>
- 57 - PARLITZ, U., *Nonlinear Time-Series Analysis*, in **Nonlinear Modeling - Advanced Black-Box Techniques** Eds. J.A.K. Suykens and J. Vandewalle Kluwer Academic Publishers, (1998), pp. 209-239.
- 58 - FRASER, A. M. and SWINNEY, H. L. *Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information*, v. 33. **Physical Review A**, 1986, pp. 1134-1140. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.33.1134>.
- 59 - CAO, L. *Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series*, v.110, **Physica D**, 1997, p.43. [https://doi.org/10.1016/S0167-2789\(97\)00118-8](https://doi.org/10.1016/S0167-2789(97)00118-8)
- 60 - TAKENS, F., *Detecting Strange Attractors in Turbulence*, **Lecture Notes in Math**, Vol. 898, Springer, New York, 1981.
- 61 - MERKWIRTH, C.; PARLITZ, U.; WEDEKIND, I.; ENGSTER, D.; LAUTERBORN, W., **OpenTSTOOL user manual**. Göttingen, Germany: Drittes Physikalisches Institut, Universität Göttingen. 2009.
- 62 - THEILER J., *Lacunarity in a best estimator of fractal dimension*, **Physics Letters A**, Volume 133, Issues 4–5, 14 November 1988, Pages 195-200, [https://doi.org/10.1016/0375-9601\(88\)91016-X](https://doi.org/10.1016/0375-9601(88)91016-X).
- 63 - SHANNON, C. E. *A Mathematical Theory of Communication*, Reprinted with corrections from **The Bell System Technical** (1948).
- 64 - MARWAN N.; KURTHS J.; SAPARIN P., *Generalised Recurrence Plot Analysis for Spatial Data*, **Physics Letters A**, 360(4–5), 545–551p. (2007). DOI:10.1016/j.physleta.2006.08.058.
- 65 - COOLEY J.W., TUKEY J.W *Um algoritmo para o cálculo de máquinas de séries complexas de Fourier* **Mathematics of Computation**, vol. 19, No. 90 (abril de 1965), pp. 297-301 Publicado por: American Mathematical Society URL estável: <https://www.jstor.org/stable/2003354> Acessado: 12-12-2019 11:43 UTC

A DINÂMICA DO CORAÇÃO E A LESÃO MEDULAR

Guênia Mara Vieira Ladeira, Universidade Federal de Uberlândia, guenia@mecanica.ufu.br
Cleudmar Amaral Araújo, Universidade Federal de Uberlândia, cleudmar@mecanica.ufu.br
Sônia A. Goulart Oliveira, Universidade Federal de Uberlândia, sgoulart@mecanica.ufu.br

***Resumo.** Um trauma na coluna vertebral pode lesionar a medula espinhal e comprometer o funcionamento das ramificações nervosas do Sistema Nervoso Autônomo. O Sistema Cardiorespiratório direta ou indiretamente em diferentes graus também é afetado pela lesão medular. Os exercícios físicos com ou sem estimulação elétrica neuromuscular melhoram o desempenho do Sistema Cardiorespiratório, propiciando melhor qualidade de vida. O coração após a lesão medular apresenta funcionamento ainda mais complexo, a análise deste comportamento auxilia na prevenção de complicações da saúde do paciente lesionado e aumento da expectativa de vida.*

***Palavras chave:** lesão medular, atividade física, sistema cardiorespiratório, pessoas com deficiência.*

1. INTRODUÇÃO

A lesão medular interrompe parcial ou totalmente a comunicação do Sistema Nervoso Central com os sistemas periféricos ligados a medula abaixo do nível da lesão. Segundo Paolillo (2004), além da diminuição ou perda da sensibilidade e dos movimentos voluntários pode ocorrer também danos ao Sistema Nervoso Autônomo que atua sobre o Sistema Cardiorespiratório se a lesão estiver acima da vértebra T₅. O Sistema Nervoso Simpático essencial durante os exercícios físicos, por influenciar a função cardiovascular. Os pacientes com paraplegia ou tetraplegia apresentam redução da capacidade respiratória e cardíaca, e o sedentarismo pode levar à patologias como o diabetes mellitus, obesidade, e doenças cardiovasculares e respiratórias. O ritmo cardíaco do lesionado apresenta características específicas, sendo importante o acompanhamento do funcionamento do coração e pulmões durante a recuperação e reabilitação do lesionado. Segundo Nascimento e Silva (2007), respeitando as características da lesão e as limitações físicas, pode se evitar complicações para o lesionado e aumentar sua longevidade com exercícios físicos e acompanhamento médico do Sistema Cardiorespiratório. O objetivo deste artigo é revisar os efeitos que a lesão medular causa ao coração e aos pulmões, destacando a importância da atividade física para o lesionado e a necessidade da análise dos sinais do coração durante a recuperação.

2. LESÃO MEDULAR

A lesão medular danifica a comunicação do Sistema Nervoso Central com o Periférico acarretando limitações motoras, perdas de sensibilidade, e disfunções no funcionamento dos órgãos.

O lesionado após o trauma passa por uma fase aguda. Caracterizando por encontrar-se flacidez dos membros paralisados, abolição dos reflexos tendinosos (teste do martelinho no joelho) e retenção urinária. Esta fase é chamada de choque medular e pode se estender por vários meses. Com o passar do tempo, pode haver recuperação dos movimentos e observa-se aumento dos reflexos tendinosos e do tônus muscular. Muitas vezes, observa-se também a presença de espasmos musculares. Além disso, a retenção urinária é substituída por urgência para urinar ou incontinência urinária. O nível sensitivo, ou seja, o local até onde se encontra a alteração da sensibilidade, também orienta o diagnóstico topográfico da lesão.

A disfunção autonômica que quase sempre se manifesta após a lesão medular, pode aparecer de forma aguda ou crônica, ser reversível ou não, e corresponder a disfunção de um ou dos dois ramos do Sistema Nervoso Autônomo. Quando presente, traz consigo manifestação clínicas, como: hipotensão ortostática, taquicardia de repouso, infarto do miocárdio sem dor, parada cardiorrespiratória, entre outras. Desta maneira a caracterização, a detecção precoce e a prevenção de episódios de disautonomias constituem fatores extremamente relevantes ao tratamento de portadores de lesão medular (Guyton & Hall, 2006, *apud* Caldeira, 2013).

As lesões cervicais altas determinam tetraplegia (paralisia dos quatro membros). Na tetraplegia, a insuficiência respiratória é frequente, devido ao comprometimento do nervo que comanda a contração do diafragma (nervo frênico).

No trabalho de Ditor *et al.* (2005), se observa que a aferição ou qualificação do estado autonômico cardiovascular individual tem direta importância clínica, podendo ser útil para a definição de diferentes condutas médicas, sendo que uma transecção medular cervical pode produzir alterações no circuito neural autonômico com consequências na função cardiovascular que estão associadas à inúmeras condições clínicas, tendo muitas delas implicações na qualidade de vida e caráter prognóstico.

A evolução dos efeitos da desconexão simpática em lesionados medulares ao longo do tempo, não é ainda bem conhecida. Além disso, é provável que a gravidade desses efeitos dependa da natureza, do nível da lesão, e de outros fatores associados às atividades diárias mantidas pelo portador da lesão. E também, os efeitos benéficos do tratamento fisioterapêutico sobre a evolução das disreflexias autonômicas decorrentes da lesão medular ainda permanecem em grande parte por esclarecer.

2.1. LESÃO MEDULAR E CORAÇÃO

A eficácia do bombeamento cardíaco é, também, controlada pelos Sistema Nervosos Simpáticos e Parassimpáticos que inervam de forma abundante, o coração, como ilustrado pela Fig. 1. Para determinados níveis de pressão a afluxo atrial, a quantidade de sangue bombeada a cada minuto, ou seja, o débito cardíaco, com frequência pode ser aumentado, por mais de 100%, pelo estímulo simpático. E, por outro lado, o débito pode ser diminuído até zero, ou quase zero, por estímulo vagal, ou seja, parassimpático, (Guyton e Hall, 2006).

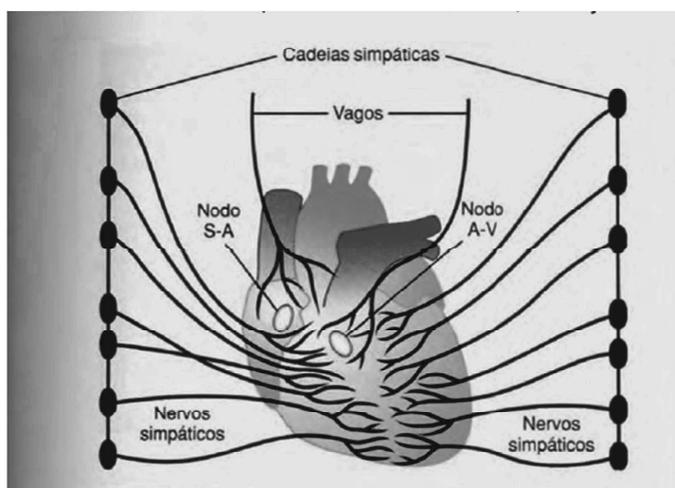


Figura 1. Inervação simpática e parassimpática do coração

Observa-se na Fig. 2 a especificação das nomenclaturas das vértebras da coluna vertebral e a ligação das ramificações nervosas da medula aos respectivos órgãos. Se a lesão da medula é inferior a T₅, a inervação autonômica do coração é preservada, ao passo que a inervação vascular dos membros inferiores pode ser comprometida, sendo que quanto maior o nível da lesão, mais grave é a insuficiência autonômica.

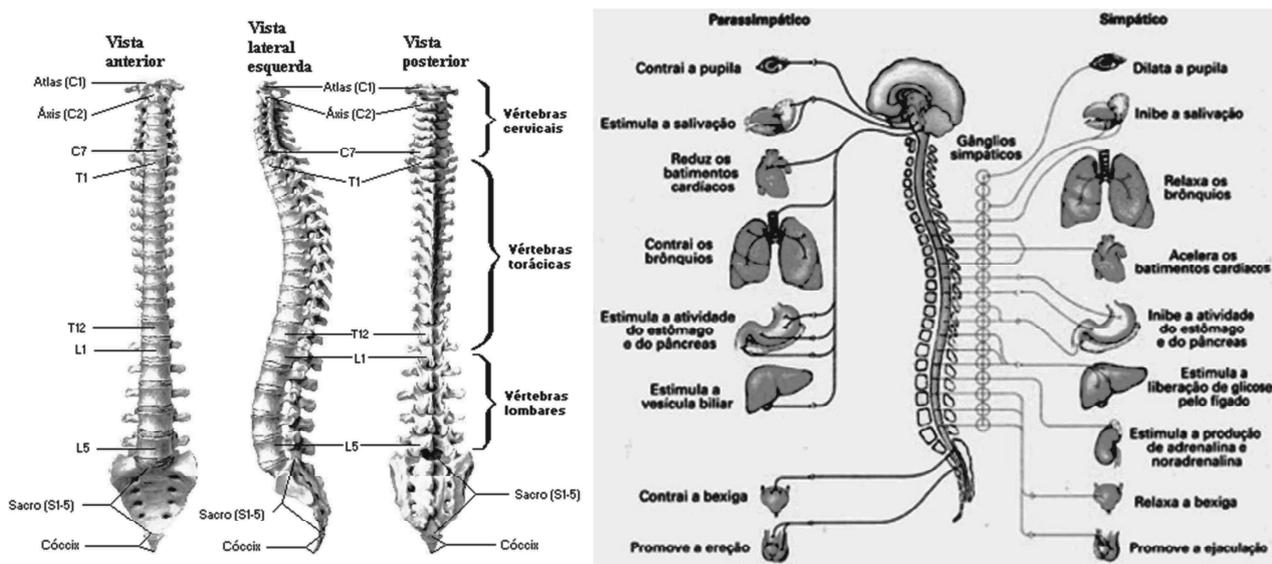


Figura 2. Órgãos diretamente afetados de acordo com a altura da lesão na coluna vertebral

2.2. ATIVIDADE FÍSICA E LESÃO MEDULAR

Os benefícios da atividade física regular já fazem parte do senso comum do ser humano. Em 1944 começou a ser introduzida a atividade esportiva, como parte essencial do tratamento médico de pessoas com traumas na coluna vertebral. Segundo Ragnarsson (1996), estas atividades tem imenso valor terapêutico na adaptação das pessoas às suas limitações, e auxilia na recuperação, sendo que das pessoas com lesão na medula espinhal 18,7% apresentam problemas no coração.

A atividade física controlada em conjunto com a análise dos sinais biológicos permite quantificar a funcionalidade dos sistemas cardiovascular e respiratório. Este tipo de avaliação é essencial para a identificação de patologias cardíacas e respiratórias, e também para o acompanhamento da evolução da recuperação dos portadores de lesão medular.

Quando o corpo não é movimentado regularmente o Sistema Circulatório fica debilitado, sendo uma das consequências a possibilidade de ocorrer o aparecimento de um coágulo de sangue chamado trombo. O trombo formado na perna pode se desprender e viajar para outras partes do corpo. Se isto ocorrer, ele passa a ser chamado de êmbolo, e um dos lugares mais comuns para um êmbolo se hospedar é o pulmão, criando a embolia pulmonar. Na presença destas alterações, avaliação médica e tratamento adequado se fazem necessários.

2.3. CONDICIONAMENTO FÍSICO COM ELETROESTIMULAÇÃO

O treinamento com Eletro Estimulação Neuro Muscular auxilia o condicionamento físico dos pacientes com paraplegia e tetraplegia, ajudando a reverter algumas sequelas da lesão medular. Foi constatado na pesquisa de Paolillo (2004), que a maioria dos pacientes apresenta limitações às respostas cardio-respiratórias durante a EENM. Entretanto os pacientes apresentam capacidade de realização dos exercícios induzidos nas partes paralisadas do corpo o que favorece o sistema circulatório, o tonus muscular, a função respiratória, melhorando a saúde e a qualidade de vida dos pacientes.

2.4. ESTUDO DO CORAÇÃO DO PACIENTE COM LESÃO MEDULAR

Em estudo de Hopman (1992) foi realizada a comparação entre dois grupos durante a execução de exercícios de braço, sendo um grupo de controle de indivíduos saudáveis, e um grupo de paraplégicos com lesão na medula entre T₆ e T₁₁. O objetivo era examinar a resposta cardiovascular de cada um dos grupos. O débito cardíaco foi determinado pelo método de reciclagem do ar de CO₂.

O grupo com lesão medular apresentou consumo máximo de oxigênio significativamente menor e a frequência cardíaca máxima foi significativamente maior em comparação com o grupo saudável. Com a mesma absorção de oxigênio não foram observadas diferenças significativas no débito cardíaco, no entanto o volume de ejeção foi significativamente menor e a frequência cardíaca significativamente maior. O menor volume de ejeção pode ser explicado por uma redistribuição prejudicada do sangue, devido a pressão de enchimento ventricular esquerda ser reduzida, devido ao acúmulo de sangue venoso causada por inatividade da bomba de músculos esqueléticos nas pernas e falta de vasoconstrição devido ao simpático abaixo da lesão. Em conclusão, a performance máxima do grupo com lesão de medula parece ter sido limitada pela menor massa muscular ativa e uma menor volume de ejeção apesar da frequência cardíaca superior.

Em outro trabalho de Tulppo *et al.* (2000), a interação entre o simpático e regulação vagal no coração é organizada de um modo recíproco, ou seja, um aumento da atividade em um sistema é acompanhado pela diminuição da atividade no outro. No início do exercício de baixa intensidade, a frequência cardíaca aumenta devido à inibição do tônus vagal. À medida que a carga de trabalho aumenta, a frequência cardíaca aumenta devido à prossecução da retirada vagal e ativação simpática concomitante. As lesões no sistema autônomo acentuam o comportamento não linear do coração. A complexidade da dinâmica do coração aumenta durante os exercícios físicos de baixa intensidade. Nos portadores de lesão medular ou patologias cardíacas o comportamento do coração precisa ser analisado para se evitar maiores danos a saúde ou até risco de morte. Segundo Wan e Chihiro (2009), o coração também apresenta maior complexidade devido às doenças coronárias.

Segundo trabalho realizado por Tulppo *et al.* (2000) com um grupo de pessoas, a alteração na regulação autonômica causada pelo exercício físico resulta em alterações nas propriedades de curto prazo da dinâmica fractal do coração. O parâmetro Dimensão Fractal - FD, que quantifica a propensão do preenchimento do espaço, estados de uma série temporal, demonstra sensibilidade às mudanças no tônus autonômico vascular devido a uma lesão da medula espinhal.

Dê acordo com o trabalho de Merati *et al.* (2003), os estimadores baseados na complexidade da variabilidade da frequência cardíaca podem detectar alterações no autonômico cardiovascular, durante ativações autonômicas progressistas, em comparação entre indivíduos saudáveis e pacientes paraplégicos com insuficiência autonômica baixa (apenas debilidade vascular) ou alta lesão da medula espinhal (cardíaca e vascular). Enquanto que as técnicas tradicionais apenas quantificados os efeitos da ativação autonômica, não a distinção entre os efeitos do nível da lesão,

alguns estimadores de complexidade recentemente proposto poderiam também revelar as alterações patológicas no controle autonômico da frequência cardíaca. Estes estimadores incluem a verificação da variação das tendências nos resultados das análises, de acordo com a altura da lesão na coluna vertebral, e de acordo com o nível de dano causado ao sistema autonômico devido à lesão. Alterações da entropia (sensíveis a lesões de baixo nível) e do maior expoente de Lyapunov (sensíveis a lesões de alto nível). Assim os métodos baseados em complexidade fornecem informações sobre a função autonômica da dinâmica da frequência cardíaca, que não podem ser obtidos por meio de técnicas tradicionais. Nas análises de Merati *et al.* (2006), a entropia foi significativamente menor em indivíduos com lesão na medula espinhal do que em indivíduos saudáveis. O maior expoente de Lyapunov não é significativamente sensível a indivíduos saudáveis e pacientes com lesão abaixo das ramificações ligadas diretamente. No entanto, quando considerado o grupo com o nível da lesão maior, observou-se um aumento significativo do maior expoente de Lyapunov, o que significa um maior nível de caos durante o exercício. Portanto parece que, o que mede a sensibilidade do sistema para pequenas perturbações, pode quantificar a perda do controle cardiocirculatório devido à lesão da medula espinhal.

Segundo trabalho de Liao *et al.* (2014), os expoentes de escala locais revelam características importantes da variabilidade do ritmo cardíaco em pessoas com lesão na medula espinhal, que não são refletidas por coeficientes da análise das flutuações não tendenciosas do sinal. Este método pode ser utilizado para investigar os efeitos que a lesão medular provoca no ritmo cardíaco, e as possíveis consequências fisiológicas desta alteração.

3. CONCLUSÕES

O funcionamento dos sistemas cardiovascular e respiratório é afetado de diferentes formas, dependendo da altura e da extensão da lesão medular. Os exercícios físicos são essenciais a adaptação do lesionado às novas limitações, assim como auxiliar no processo de reverter os danos da lesão e também como parte importante para manter o bom funcionamento de todos os órgãos, porque estará auxiliando na manutenção dos sistemas cardiovascular e respiratório. Os exercícios com eletro estimulação neuromuscular é essencial nas partes do corpo paralisadas, porque auxilia no tônus muscular, na proteção dos ossos e no funcionamento do sistema vascular. O desempenho do coração de pessoas com lesão abaixo de T₃ é diretamente afetado, devido a deficiência de movimento dos membros inferiores, que dificulta o retorno do sangue ao coração, e falta de vasoconstricção por danos ao sistema nervoso simpático abaixo da lesão. O coração de uma pessoa com lesão acima de T₅ é afetado por danos aos nervos dos simpático e parasimpático que o ligam diretamente ao sistema nervoso central, afetando o controle da frequência cardíaca que é também realizado pelos dois sistemas. O desempenho do coração de um paciente com lesão medular se torna ainda mais complexo, sendo necessário estudos mais aprofundados de seu funcionamento e do progresso do paciente após a lesão.

4. REFERÊNCIAS

- Caldeira, J.B., *et al*, 2013, “Avaliação da função autonômica cardiovascular em portadores de lesão medular submetidos à variabilidade da frequência cardíaca”, Motricidade © FTCD/FIP-MOC, 2013, vol. 9, n. 2, pp. 37-49 doi: 10.6063/motricidade.9(2).2666.
- Ditor, D.S., *et al*, 2005, “Reproducibility of heart rate variability and blood pressure variability in individuals with spinal cord injury”, Clin Auton Res (2005) 15 : 387–393, DOI 10.1007/s10286-005-0293-4.
- Guyton, A.C., Hall, J.E., 2006, “Tratado de Fisiologia Médica”, 11ª Ed., Elsevier Ltda.
- Hopman, M.T.E., *et al*, 1992, “Cardiovascular responses in paraplegic subjects during arm exercise”, Eur J Appl Physiol (1992) 65:73-78.
- Liao, F., *et al*, 2014, “Assessing Complexity of Heart Rate Variability in People with Spinal Cord Injury using Local Scale Exponents”, 978-1-4244-7929-0/14/\$26.00 ©2014 IEEE.
- Merati, G., *et al*, 2003, “Impaired Autonomic Vascular Control: A Non Linear Dynamic Analysis”, Computers in Cardiology, 2003, 30:713-716.
- Merati, G., *et al*, 2006, “Assessment of the Autonomic Control of Heart Rate Variability in Healthy and Spinal-Cord Injured Subjects: Contribution of Different Complexity-Based Estimators”, IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 53, NO. 1, JANUARY 2006.
- Nascimento, L.G., Silva, S.M.L., 2007, “Benefícios da Atividade Física sobre o Sistema Cardiorrespiratório, como também, na Qualidade de Vida de Portadores de Lesão Medular: uma Revisão”, Revista Brasileira de Prescrição e Fisiologia do Exercício, São Paulo, v.1, n.3, p.42-50, Mai./Jun. 2007. ISSN 1981-9900.
- Paolillo, F. R., 2004, “Efeitos da estimulação elétrica neuromuscular do quadríceps sobre as variáveis cardiorrespiratórias em portadores de lesão medular”, Dissertação para o título de Mestre em Bioengenharia, 2004.
- Ragnarsson, K.T., 1996, “Health Maintenance And Reduction Of Disability Through Physical Exercise”, A Guide for Individuals with Spinal Cord Injury.
- Tulppo, M.P., *et al*, 2001, “Effects of exercise and passive head-up tilt on fractal and complexity properties of heart rate dynamics”, American Journal of Physiology – Heart and Circulatory Physiology.

Wan, H.; Chihiro, O., 2009, “Nonlinear Dynamics Analysis in Patients with Coronary Heart Disease in Chinese Analysis in coronary heart disease”. Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science & Education.

5. AGRADECIMENTOS

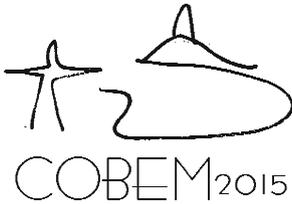
Os autores agradecem ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica/UFU e aos órgãos de fomento CAPES, FAPEMIG e ao CNPq.

6. ABSTRACT

Trauma to the spine can injure the spinal cord and compromise the functioning of the nerve branches of the autonomic nervous system. The direct Cardiorespiratory System or indirectly in different degrees is also affected by spinal cord injury. Physical exercises with or without neuromuscular electrical stimulation improve the performance of Cardiorespiratory System, providing better quality of life. The heart after spinal cord injury presents even more complex operation, the analysis of this behavior helps prevent health complications of the injured patient and increased life expectancy.

7. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.



23rd ABCM International Congress of Mechanical Engineering
December 6-11, 2015, Rio de Janeiro, RJ, Brazil

ANALYSIS OF NONLINEAR DYNAMICS USING ELECTRONIC CIRCUITS

Guênia Mara Vieira Ladeira
Mechanical Engineering, University Federal of Uberlândia.
e-mail: guenia@mecanica.ufu.br

Gabriela Vieira Lima
Electrical Engineering, University Federal of Uberlândia.
e-mail: gabriela@eel.ufu.br

Cleudmar Amaral Araújo
Mechanical Engineering, University Federal of Uberlândia.
e-mail: cleudmar@mecanica.ufu.br

***Abstract.** The essence of chaotic dynamics can be substantially reproduced through analogical electronic systems. Therefore, this article presents the design project of an electronic system based on the mathematical equation of dynamic systems, as well as its responses and analyses of the results. Electronic systems generate the analysis of dynamic behaviour, providing the ease at which it varies the input parameters. In this article, the behaviour of a Duffing Oscillator with characteristics of linear until chaotic is scrutinized. The responses given by the electronic system are compared to the numeric solution produced by the mathematical model of the oscillator. The results from the theoretical and experimental systems were analysed through linear and nonlinear techniques, where it was noted that the experimental system produces adequate results and can be used in the experimental part of teaching nonlinear dynamics as well as for research tests.*

Keywords: dynamic chaotic, analog electronic, experimental analysis.

1. INTRODUCTION

Nonlinear behavior is inherent to a variety of systems, including systems of a biological nature as found in the growth of populations or the functioning of organs in living organisms. In the scope of physics concerning pendulous systems, the orbits of planets affected by several gravitational forces, in engineering, mechanical and electrical systems that possess components and materials of a nonlinear nature. In engineering, this behavior has been studied under the motivation of eliminating nonlinearity or to use the variety in behavior to optimize its operation.

According to Ogata (2004), dynamic systems electrical and mechanical can produce analogous responses, represented by the same mathematical model; these systems are described through equations with the same derivatives or integrals. Experimental mechanical systems are difficult to implement, due to the high cost associated with the equipment. In most cases, the research and teaching of dynamics is limited to simulations by computer analysis, which means that responses are limited to mathematical theory, and to interference and noise that is already common knowledge. This therefore means that, other interferences and noises aggregated from real systems do not contribute to the simulation. Experimental systems also becoming an easier and more interesting form for analyzing behavior.

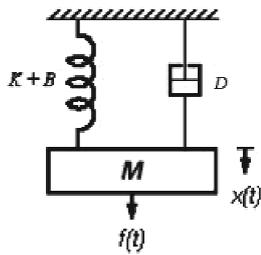
In this study, the authors present a behavioral analysis of the nonlinear Duffing Oscillator. The software Matlab® was employed to resolve the mathematical function of the system through numerical methods, as well as the response analysis of the experimental system. Time series analysis of some interesting responses are analyzed in both time and frequency, with the Poincare section being constructed for highlighted responses. The reconstruction parameters of the state spaces are also analyzed, the minimum dimension of immersion, time delay and the behavior of the higher Lyapunov exponent.

The authors also simulated the project for the electric circuit through a suitable program and the data were analyzed. The analogy of the experimental system and the construction of the circuit are explained for the purpose of reconstruction. After the application of adjusts, the experimental circuit was once again solved through numerical methods in order to compare the results.

2. DUFFING OSCILLATOR

According to Tamaseviciute *et al.* (2008), the oscillation equation with cubic rigidity from the Duffing Oscillator can be used to describe the dynamics of an electrical or mechanical system. The Duffing system can be represented by Fig.1, containing mass, nonlinear spring and dampening. Thus, possessing as characteristic the variable B that

represents the parameter of nonlinearity relative to the rigidity of the spring, in accordance with Eq.1 and in this system consisting of an external excitation force.



$$M\ddot{x} + D\dot{x} + Kx + Bx^3 = f \cos(\omega t) \quad (1)$$

Figure 1 - Model of physical system

3. ELECTRONIC CIRCUIT DUFFING OSCILLATOR

3.1 Project electronic circuit

Electrical circuits can act as integrator or derivator, multiplier or divider, adder or subtractor, among many other possibilities. These circuits are based on amplifier operations and for each operation there exists a special construction procedure (Malvino, 1995). The composition of the electronic prototype can be used for the analysis of the system's behavior and the adjustment of those parameters for response control.

In order to solve the Duffing Oscillator equation, the authors developed an electronic system, which contains analogical integrators and multipliers.

The electronic circuit integrator converts the input signal in accordance with Eq.2, where it is noted that the RC time constant integration should present a low value in order that the circuit stabilizes quickly. This is due to the fact that before the circuit acts as an integrator, the capacitors need to be loaded according to the initial conditions. In a seemingly counterintuitive manner, it is also necessary to consider that in the RC project needs to be greater than ten times the signal period, i.e. $RC > 10T$.

$$y(t) = \frac{1}{RC} \int_0^t x(t) dt \quad (2)$$

When the integrated circuit is excited by an alternated signal there exists an inversely proportionate gain to the frequency, as in Eq.3. Therefore, verifying that the circuit is insensitive to high frequency noise and in low frequencies, the gain is considerably incremented, tending towards infinity when the frequency tends towards zero.

$$A = \frac{1}{2\pi fRC} \quad (3)$$

Whereas, the multiplication of a sinusoidal signal by itself generates a DC level and an alternated signal with double the frequency, as shown in Eq.4. And, following on with a second multiplication generating a component with three times the excitation frequency, as well as an initial frequency component, in accordance with Eq.5 the multiplier circuit is suitable for producing x^3 .

$$\sin(f2\pi) \times \sin(f2\pi) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos(2f2\pi) \quad (4)$$

$$\sin^3(f2\pi) = \frac{3}{4} \sin(f2\pi) - \frac{1}{4} \sin(3f2\pi) \quad (5)$$

The designed electronic circuit used two integrators with TL074 and two AD633 analogical multipliers, in order to construct the nonlinear component of the spring, the illustrative diagram for this component is shown in Fig.2. With the aim of finding x^3 with a negative signal, the first multiplier's inputs will be inverted and X2 and Y1 will be earthed. On the second multiplier the referential inputs will be X2 and Y2. The configuration adopted for the AD633 is in accordance with Eq.6, where the input Z is earthed, and the gain at the multiplier output was increased, thus compensating the integrator circuit characteristic of dividing the signal by 10V.

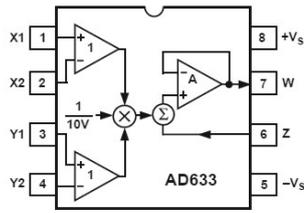


Figure 2 - Functional Block Diagram
(AD633JN Pinout Shown)

$$w = \frac{(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2)}{10V} + z \quad (6)$$

According to Dianese (1984), the electronic circuit needs to be designed in such a way that it respects the working conditions of its respective components. Important restrictions placed upon an electronic system are the power amplitude band applied to the components and the characteristics of the signal processed in voltage, electric current and frequency. In the dynamic behavior analysis of the system, it is necessary to alter the system parameter scales to the appropriate operation band, adapting the electronics to the dynamic system.

3.2 Experimental electronic circuit

In this analysis, the authors used the Duffing Oscillator mathematical model from Eq.7, which may present a nonlinear and chaotic behavior, depending on the specified parameters, in accordance with Savi (2006). The decision to use numerical methods in Matlab® by means of Runge-Kutta of the fourth order to be the method of resolution of ordinary differential equations produced a better approach, as $F_0 = 4$ showed nonlinear behavior, Fig. 3a, and $F_0 = 7.5$ chaotic behavior, Fig. 3b. This arrangement used initial points $[0,0]$, $dt = 0.01s$, and at a full capacity of 10000 points, at a frequency of 0.156 Hz.

The system was also solved for a frequency of 200 Hz, which will be used in the experimental system along with the amplitude $F_0 = 5000$, due to the forcing amplitude being proportional to the frequency. The result of this excitation on the low band frequency is presented on the graph in Fig.3c.

$$\dot{u} = v$$

$$\dot{v} = -0.05v + 0.2u - u^3 + F_0 \sin(1t) \quad (7)$$

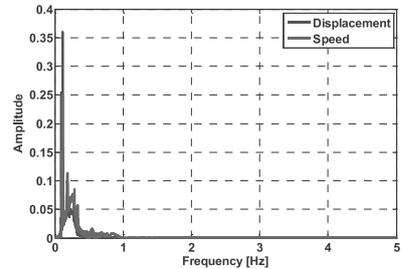
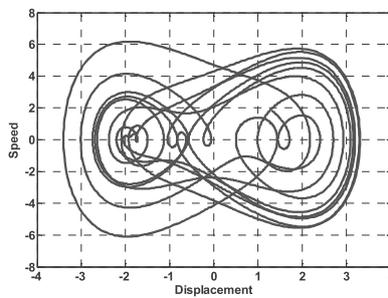
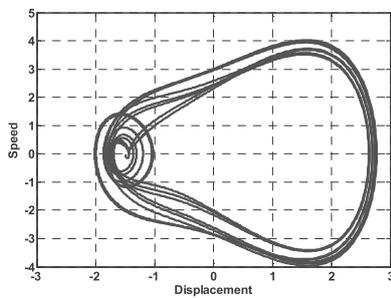


Figure 3a – Quasiperiodic Oscillator Figure 3b – Oscillator chaotic Figure 3c – Forcing frequency 200Hz

In the study by Rocha *et al.* (2005) the scale of the mathematical model should be altered in order to improve the use of the voltage range in which the electronic system can work, in this context the ranges were altered in accordance with Eq.8 and the system went on to be represented by Eq.9.

$$u_0 = 2u \quad \text{and} \quad v_0 = v \quad (8)$$

$$\dot{u}_0 = 2v$$

$$\dot{v}_0 = -0.05v_0 + 0.1u_0 - \frac{u_0^3}{2^3} + F_0 \cos(1t) \quad (9)$$

In order to adapt the system to the features of the electronic components, the term $\frac{u_0^3}{100}$ is highlighted to facilitate the processing of the equation, as each multiplication results in the signal being divided by 10. In this manner the new system equation was in agreement with Eq.10.

$$\dot{u}_0 = 2v$$

$$\dot{v}_0 = -0.05v_0 + 0.1u_0 - 12.5 \left[\frac{u_0^3}{100} \right] + F_0 \cos(1t) \quad (10)$$

Every one of the system's parameters is divided by 12.5, resulting in Eq. 11. The inputs for the first integrator circuit are the parameters for the second equation, which is $\int \dot{v}$.

$$\dot{u} = \frac{4}{25} v \quad (11)$$

$$\dot{v} = -\frac{1}{250} v + \frac{1}{125} u - \frac{u^3}{100} + \frac{2}{25} F_0 \cos\left(\frac{2}{25} t\right)$$

The numerical solution for Eq. 11 for $F_0=4$ e $F_0=7.5$, presents the expected behavior, as shown in the graphs in Fig. 4a and Fig. 4b, respectively.

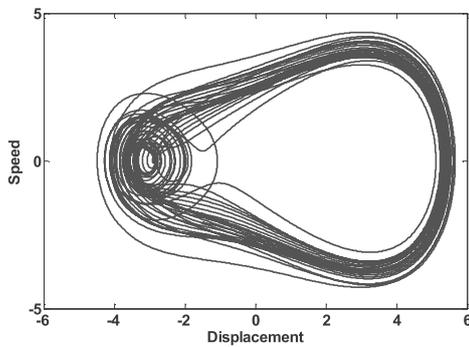


Figure 4a – State space $F_0=4$

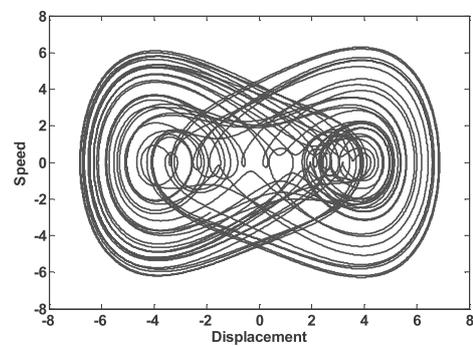


Figure 4b – State space $F_0=7.5$

The resistors used are inverse to the respective parameter of the Eq. 11, multiplied by a magnitude that adjusts the circuit to its limitations, in accordance with list 12.

$$r_s=125k \Omega; r_{v_0}=2500k \Omega; r_{v_0^3}=1250k \Omega; r_{u_0}=10k \Omega; r_{v_0^2}=62.5k \Omega. \quad (12)$$

Dynamic systems of the high complexity present difficulties when it comes to mathematical modelling, in an initial analysis can be generated a simplified model. The model should be experimentally tested to check the need for alterations for greater precision (Ogata, 2004). Following this line of reasoning, the experimental system also needs to incorporate quality in its construction to be suitable to the mathematical model.

3.3 Construction of the electronic circuit analog to Duffing Oscillator dynamic system.

The project was implemented through some important criteria. The construction uses j-fet operational amplifiers of low noise in its integrators, as common operational amplifiers add noise to the input signal. The system was set fully fluctuating without an earth contact, as this is a configuration that adds noise from the supply network frequency.

The 200 Hz frequency was used on the experimental system, as it was deemed adequate for the integrators and the capacity of the data acquisition board used. The input of the adder of the circuit multiplier was connected to the power reference, and it was necessary to calibrate the set of multipliers in order that the response be in agreement with the mathematical equation, with a consequential increase to the resistor "ruu" to 28.4k Ω .

After adjusting the values, the circuit was once again solved for Runge-Kutta, being that $F_0=7.5$, presented the response considered adequate for use of the circuit in the response analysis.

The system's behavior was analyzed using an oscilloscope as well as with a computer. The photos in Fig. 5 represent the circuit on the protoboard and the system's response on an oscilloscope for different initial conditions. The use of the oscilloscope provides the option of altering the input and observing the output in real time.

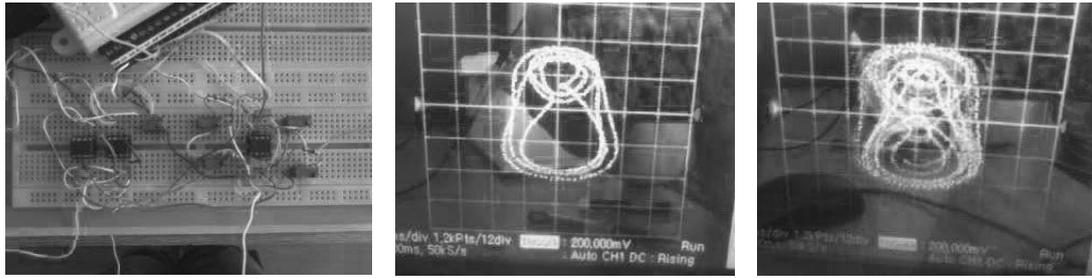


Figure 5 - Electronic circuit and result on the oscilloscope

The state space in Fig. 6 refers to the signals collected on the computer. Fig. 6a refers to the input signal amplitude of 0.96 V. For the amplitude of 1.2V, the result is shown in Fig. 6b, and for the amplitude of 1.6V, the result is presented in Fig. 6c. One observes from these figures the increases in complexity of the response with the increase in amplitude.

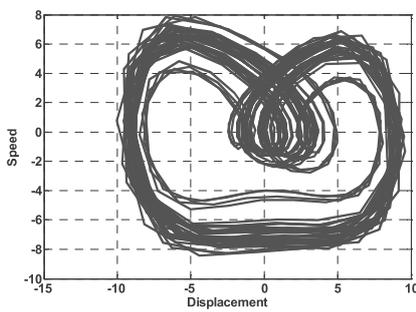


Figure 6a – Forcing with 0.96V

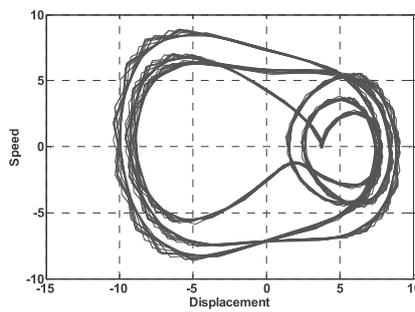


Figure 6b - Forcing with 1.2V

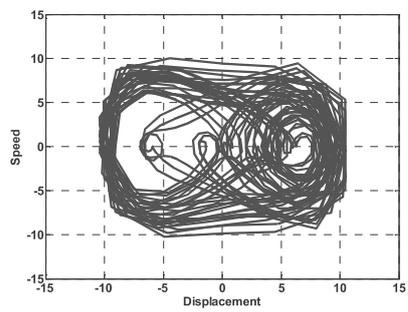


Figure 6c - Forcing with 1.6V

4. ANALYSIS OF DATA

The experimental system with forcing for 0.96, 1.2 and 1.6 V in the 200 Hz frequency designated here as f , for 0.96V generated highlights in the amplitude in the frequencies f , $2f$. The response for 1.2V presented other multiple frequencies of f , but did not present frequency spreading in low amplitude. The 1.6 V signal generated a chaotic response with amplitudes in f , $2f$, $3f$ and with spreading along some frequency ranges, as defined in Nayfeh and Balachandran (2004).

The Poincaré maps in Fig. 7 were constructed after the twentieth cycle, excluding the transitory state. The data of the maps are concerning each complete forcing period. The map in Fig. 7a presents a singularly dense region, which demonstrates a small variation in the cycles, relative the 0.96V forcing. The map in Fig. 7b presents three distinct regions with low variation, which refers to 1.2V. The forcing with 1.6V generated a variation in the cycles with a greater dispersion, as shown in the map of Fig. 7c.

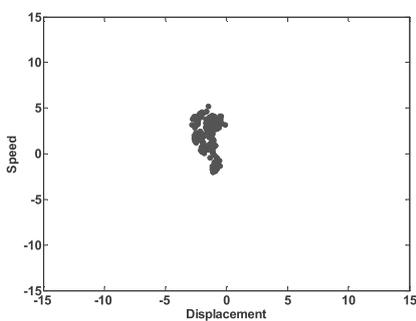


Figure 7a - Poincaré F = 0.96V

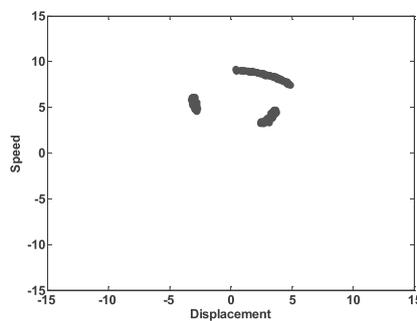


Figure 7b - Poincaré F = 1.2V

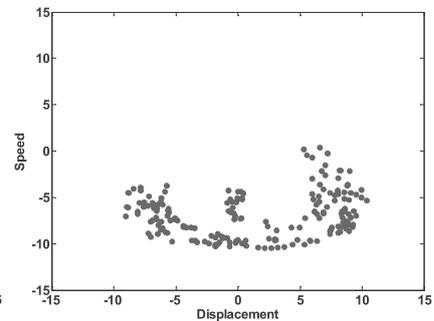


Figure 7c - Poincaré F = 1.6V

The Lyapunov Exponent demonstrates the divergence between orbits the phase space, as an experimental data analysis criterion, it demonstrates that the original attractor structure on the mathematical model is preserved on the experimental system. The immersion dimension is a parameter for calculating the Lyapunov exponent, defining the necessity of increasing the dimension in the system's response. When there only exists one correspondent between the state space reconstruction vectors, the immersion is suitable topologically (Nayfeh and Balachandran, 2004). In this

work, the authors will compare the Lyapunov exponent for the mathematical model and the experimental system, using the best delay time from among the responses and minimum immersion dimension.

According to Frase and Swinney (1986) the average mutual information "I(τ)" is maximum if "s" ("t") and "s" ("t+ τ ") are equal, and if "I(τ)=0" are completely independent, or to which degree in a numerical series two terms are related. The value of the optimal lag between terms corresponds to the first local minimum of Eq. 13.

$$I(\tau) = \sum P(s(t), s(t+\tau)) \log_2 \left[\frac{P(s(t), s(t+\tau))}{P(s(t))P(s(t+\tau))} \right] \quad (13)$$

Cao (1997) developed the Practical method that determines the minimum immersion dimension and explicit false neighbors, inside a scalar time series. This method does not contain subjective parameters, but needs of the time delay for the immersion dimension construction, and presenting advantage of be suitable for time series analysis with high dimensional attractors.

The method is similar to the idea behind the false neighbor method. Being $y_i(d)$ the vector reconstructed from the time series with time delay, in Eq. 14, which is similar to the idea of the false neighbor method, and $E(d)$ in Eq. 15 uses the mean of the trajectories. In this work $E(d)$ was calculated, considering the deterministic system, in order to determine the minimum embedding dimension of a scalar time series.

$$a(i, d) = \frac{y_i(d+1) - y_{n(i,d)}(d+1)}{y_i(d) - y_{n(i,d)}(d)} \quad i = 1, 2, \dots, N - d\tau \quad (14)$$

$$E(d) = \frac{1}{N - d\tau} \sum_{i=1}^{N-d\tau} a(i, d) \quad (15)$$

This work used the direct method for calculating the largest Lyapunov exponent with few free parameters proposed by Sato *et al.* (1987), similar to Wolf-algorithm. The growth of the distance between neighboring orbits is analyzed on a logarithmic scale, through the prediction error, according to Eq. 16, with y^{nn} being the nearest neighbors. The relation of the prediction error $p(k)$ and the number time steps k can be divided into three phases. Transient, when $p(k)$ tends to the largest Lyapunov exponent, the phase in which the distance grows until it exceeds the validity of the linear approximation, and the phase where the increase in distance slows exponentially until it decreases again due to the folding of the state space, (Parlitz, 1998).

$$p(k) = \frac{1}{Nt_s} \sum_{n=1}^N \log_2 \left(\frac{y^{n+k} - y^{nn+k}}{y^n - y^{nn}} \right) \quad (16)$$

The authors generated the parameters τ , De , λ present in Tab.1 using Matlab®, in order to compare the behavior of systems, time delay τ was studied from the first and second minimum, where the second minimum has a lower $I(\tau)$ value. The dimensions selected for analysis possess an $E(d)$ above 0.95. The calculation of the largest Lyapunov exponent uses all data acquired for each system, the values of λ are of the second phase of $p(k)$.

Analyzing the data in Tab.1, it was noted that for a given system, the value of λ decreases with increasing De , also the value of λ increases with the increasing complexity of the system, as expected in the results. The calculations that utilized $I(\tau)$ are smaller than the first minimum and resulted in a lower λ .

To carry out a more specific analysis an example was chosen for the experimental signal $F=1.2V$, which was analyzed with two time delays $\tau=2$ and $\tau=8$. The time delay $\tau=2$, according to the graph in Fig. 8a, is the first minimum for average mutual information with $I(\tau)=3.0$. The time delay $\tau=8$ has the lowest of value $I(\tau)=2.5$. The time delay $\tau=2$ created the minimum dimension embedding $De=7$ for $E(d)=0.954$ and $De=8$ for $E(d)=0.972$, according to Fig. 8b. The dimensions $De=7$ and $De=8$ are close to the saturation region. The maximum value for the largest Lyapunov exponent for $\tau=2$ and $De=7$ is $\lambda=3.6$, as in Fig. 8c and for $\tau=8$ and $De=7$ is $\lambda=3.3$, as shown in Fig. 8d. Therefore, one concludes that for this example and for the other Tab.1 values, where the use of τ with a lower value of $I(\tau)$ presented λ as slightly lower for systems experimental and analytical.

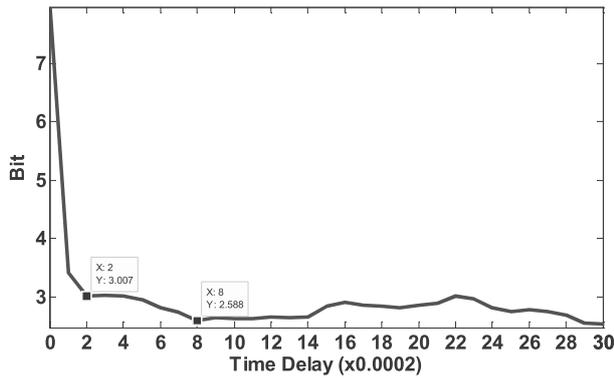


Figure 8a – Average Mutual Information

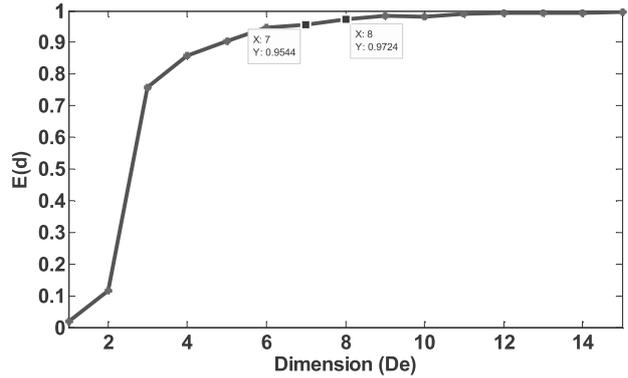


Figure 8b – Minimum embedding dimension

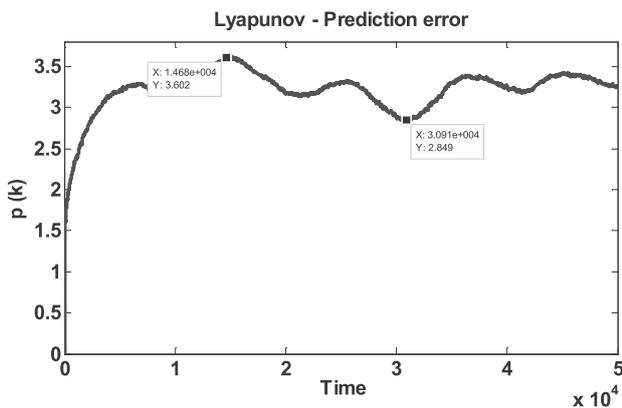


Figure 8c - Largest Lyapunov exponent - De=7

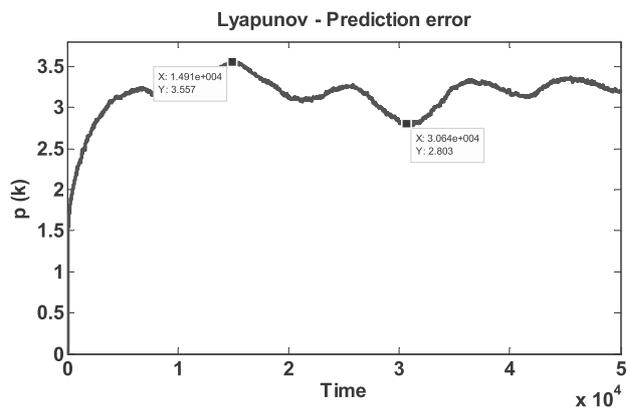


Figure 8d - Largest Lyapunov exponent - De=8

Noting that the analogue experimental systems generate a higher embedding dimension De and Lyapunov exponent λ , when compared to analytical systems solved for numerical methods. Some analyses can be performed with the results from Tab. 1, along with previous observations.

Table 1 – Result of the calculation of the parameters for reconstruction of the state space

	$\tau \times dt$ (time delay)	$De - E(d)$ (dimension)	$p(k) - \lambda$ (Lyapunov)
Analytical $F_0=4$	$50 \times 0.01=0.5s$	5 – 0.958	0.7 to 1.8
Analytical $F_0=4$	$50 \times 0.01=0.5s$	6 – 0.970	0.3 to 1.4
Analytical $F_0=7.5$	$50 \times 0.01=0.5s$	5 – 0.964	1.9 to 2.9
Analytical $F_0=7.5$	$50 \times 0.01=0.5s$	6 – 0.981	1.6 to 2.6
Experimental $F=0.96 V$	$5 \times 0.0002=0.001s$	8 – 0.977	3.2 to 3.4
Experimental $F=0.96 V$	$5 \times 0.0002=0.001s$	9 – 0.985	3.2 to 3.3
Experimental $F=0.96 V$	$13 \times 0.0002=0.0026s$	7 – 0.960	3.0 to 3.2
Experimental $F=0.96 V$	$13 \times 0.0002=0.0026s$	8 – 0.972	2.9 to 3.1
Experimental $F=1.2 V$	$2 \times 0.0002=0.0006s$	7 – 0.954	2.8 to 3.6
Experimental $F=1.2 V$	$2 \times 0.0002=0.0006s$	8 – 0.972	2.8 to 3.5
Experimental $F=1.2 V$	$8 \times 0.0002=0.0016s$	6 – 0.951	2.8 to 3.4
Experimental $F=1.2 V$	$8 \times 0.0002=0.0016s$	7 – 0.975	2.7 to 3.3
Experimental $F=1.6 V$	$2 \times 0.0002=0.0004s$	6 – 0.951	4.6 to 4.7
Experimental $F=1.6 V$	$2 \times 0.0002=0.0004s$	7 – 0.977	4.5 to 4.6
Experimental $F=1.6 V$	$7 \times 0.0002=0.0014s$	6 – 0.959	4.2 to 4.3
Experimental $F=1.6 V$	$7 \times 0.0002=0.0014s$	7 – 0.972	4.0 to 4.3

Another fact that needs to be noted is that, the experimental signals may contain noise, even with all the effort applied throughout their construction and use. In the analysis of nonlinear systems, linear filters - FIR – finite impulse response and IIR – infinite impulse response can produce trajectory discontinuity and linearize the system; or change the Lyapunov exponent; or yet increase the size of the state space reconstruction. With this knowledge at hand,

concerning the deterministic dynamic system, the data may be filtered with filters specific for nonlinear systems as in the works of Schreiber and Kaplan (1996).

5. CONCLUSION

The authors' assembled an experimental system allowing for the reproduction and behavioral analysis of the nonlinear mathematical system model, which met the expectations of also being low cost and relatively easy to design and construct. This therefore, means that it is adequate for the objective of being used in the research and teaching of nonlinear dynamics.

As a conclusion to the analysis, observations made in the present work showed that, the experimental system generates a greater immersion dimension and consequently a higher Lyapunov exponent value for the experimental system, than for the mathematical model system. This in fact demonstrated that in practice it is necessary to control noise and disturbances, and deal with these features which cannot be filtered, considering them in the parameter setting phase of the model.

6. ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to thank CAPES, CNPq and FAPEMIG for financial support, the Faculdade de Engenharia Mecânica of Universidade Federal de Uberlândia, in special the Laboratórios de Ensino de Mecatrônica (LEM) which allowed the development of the work.

7. REFERENCES

- Cao, L., 1997, "Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series", *Physica D*, v.110, p.43.
- Dianese, A., 1984, "Computação e Simulação Analógica e Híbrida", Editora Guanabara Dois S.A.
- Fraser, A. M. and Swinney, H. L., 1986, "Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information", *Physical Review A*, v.33, pp.1134-1140.
- Malvino, A.P., 1995, "Eletrônica", volume 1 e 2, Editora Makron Books.
- Nayfeh, A. H. and Balachandran, B., 2004, "Applied Nonlinear Dynamics", Wiley-VCH.
- Ogata, K., 2004, "System Dynamics", Pearson Prentice Hall.
- Parlitz, U., 1998, "Nonlinear Time-Series Analysis, in Nonlinear Modeling - Advanced Black-Box Techniques Eds. J.A.K. Suykens and J. Vandewalle Kluwer Academic Publishers", pp. 209-239.
- Rocha, R., Martins-Filho, L.S. and Machado, R.F., 2005, "Analogia eletrônica no ensino de Física", *Revista Brasileira de Ensino de Física*, v. 27, n. 2, p. 211 – 218.
- Sato, S., Sano M. and Sawada Y., 1987, "Practical methods of measuring the generalized dimension and largest Lyapunov exponent in high dimensional chaotic systems", *Prog. Theor. Phys.*, 77, pp.1-5.
- Savi, M. A. , 2006, "Dinâmica Não-linear e Caos", Editora: e-papers.
- Schreiber, T. and Kaplan, D. T., 1996, "Signal separation by nonlinear projections: The fetal electrocardiogram", *Phys. Rev. E*, 53(5), pp.R4326-R4329.
- Tamaseviciute, E., Tamasevicius, A., Mykolaitis, G., Bumeliene, S. and Lindeberg, E., "Analogue Electrical Circuit for Simulation of the Duffing-Holmes Equation", *Nonlinear Analysis Modelling and Control*, 2008, vol. 13, 241-252.

8. RESPONSIBILITY NOTICE

The authors are the only responsible for the printed material included in this paper.



24th COBEM - 2017



24th ABCM International Congress of Mechanical Engineering
December 3-8, 2017, Curitiba, PR, Brazil

COBEM-2017- 1151

P AND T WAVES HEART MODELING WITH VAN DER POL OSCILLATOR

Guênia Mara Vieira Ladeira

Federal University of Uberlândia, Mechanical Engineering, Uberlândia – MG, Brazil
guenia@ufu.br

Gabriela Vieira Lima

Federal University of Uberlândia, Electrical Engineering, Uberlândia – MG, Brazil
gabriela.lima@ufu.br

José Manoel Balthazar

Aeronautics Institute of Technology, Mechanical Engineering Division, São José dos Campos – SP, Brazil.
jmbaltha@ita.br

Ângelo Marcelo Tusset

Federal Technological University of Paraná, Department of Mathematics, Ponta Grossa, Brazil.
a.m.tusset@utfpr.edu.br

Átila Madureira Bueno

Instituto de Ciência e Tecnologia, UNESP Sorocaba, SP, Brazil.
atila@sorocaba.unesp.br

Abstract. *The complex functioning of the heart continues to be of great interest in current research that deepens its knowledge. In this work, the alteration of the parameters of a system with coupling of two filtered Van der Pol oscillators was performed, with half-wave rectification and a low-pass filter, similar to that of the Wien Bridge oscillator. The behavior and system responses stability are analyzed through bifurcation diagrams, through the variation of parameters within the range of values of interest. The objective here is being to represent the electrocardiogram variations of lowest magnitude of the P and T waves, through models generated by the oscillator.*

Keywords: *electrocardiogram, Van der Pol oscillator, P and T waves*

1. INTRODUCTION

The extensive reference work on the physiology of Guyton and Hall (2006) reports the basis of heart functioning. The electrocardiogram of a resting individual has an average heart cycles from 0.83 to 1.67 Hz. The spectral characteristics of the normal P and T wave are below 10 to 15Hz. The QRS complex has the highest frequencies, concentrated between 10 and 50Hz.

Ways different modeling electrocardiograms were created, such as use the signal on a three-dimensional phase space trajectory created by McSharry, *et al.* (2003). This model reproduces the QT interval, and amplitude R, with different frequencies. The authors Gidea, *et al.* (2011) built a model with the coupling of sinusoidal and exponential signals, with the variation indexes. Stefanovska (2001) worked in order to generate a physiological synchronization model, emphasizing oscillators with linear coupling. The Van der Pol relaxation oscillators from Van der Pol and Van der Mark (1928), have been analyzed in the modeling of biological systems. The intensity and nature of the synchronization of the coupling of two oscillators were analyzed by Zheng-Ming and Mao-Yuan (2007), was demonstrated that the interference from a third oscillator, as forcing the system, Also in this line Gois and Savi (2009) proposes a mathematical model to describe heart rhythms considering three modified Van der Pol oscillators connected with time delay couplings. On another approach Kaplan, *et al.* (2008) created an oscillator model that coupled two filtered oscillators from Van der Pol, with half-wave rectification and a low-pass filter similar to the Wien Bridge oscillator for simulating the ECG signal. It work Kaplan, *et al.* (2008) was also reference for Das and Maharatna (2013) with fractional oscillators, which alter the QRS complex.

2. DISCUSSIONS

2.1 Heart signal

The electrical signals that stimulate contraction of the cardiac muscle have great variability due to internal and external stimuli for homeostatic control of the body and due to the variation of stimuli of the nervous system connected to it. The real electrocardiogram, Fig. 1, presents the electrical stimuli of the heart, the model helps to quantify each stage, and to identify patterns.

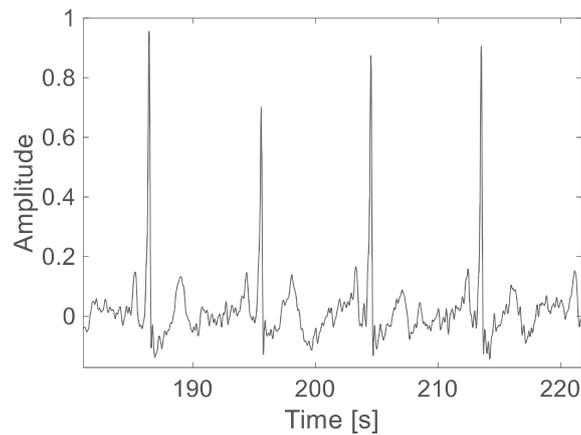


Figure 1 - Electrocardiogram Signal.

2.2 Van der Pol Oscillator

The Van der Pol relaxation oscillator has the mathematical model $\ddot{v} - \varepsilon(1 - v^2)\dot{v} + \omega^2 v = 0$, if ε is positive, the system in small elongation has negative amplitude of the resistance. The behavior is not stable, if $|\varepsilon| \gg |\omega|$ and $|v| \ll 1$ (Van der Pol and Van der Mark, 1928). As an illustration of the behavior of the Vander Pol oscillator, below we show the answer for configuration $\varepsilon = 5.0$, $\omega = 0.5$ at Fig. 2.

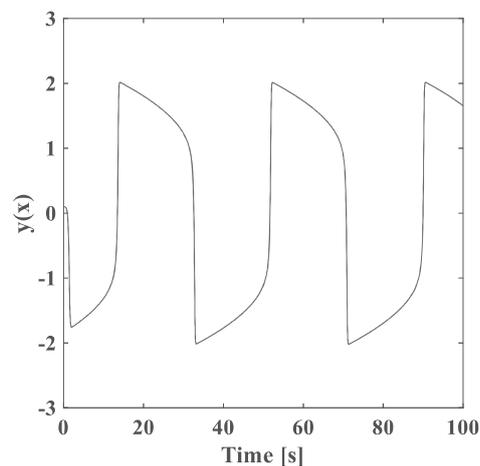


Figure 2 - Oscillator response

2.3 Kaplan Oscillator

This work was based on the oscillator system created by Kaplan, *et al.* (2008). The system was analyzed through bifurcation diagrams looking for settings that get more electrocardiogram detail.

Model with two van der Pol oscillators coupled to, equation for control with time delay of the oscillations and low pass filter similar to the bridge of Wien.

The relaxation oscillator used by Kaplan, *et al.* (2008) as Eq. 1 was simulated with $T = 20$, $\varepsilon = 2$, $\mu = 1$, $\tau = 100$ and $\alpha = 0.05$, this oscillator generates a waveform that characterizes the ventricle stimulus system, as shown in Fig. 3. The signal from the oscillator presents a low frequency spectrum, with dispersion.

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = y_1 + \varepsilon(1 - \mu z_1)x_1 \\ \dot{y}_1 = -x_1 + \alpha[x_2(t - \tau) - x_1(t - \tau)] \\ \dot{z}_1 = [((|y_1| - y_1)/2) - z_1]/T \end{cases} \quad [1]$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = y_2 + \varepsilon(1 - \mu z_2)x_2 \\ \dot{y}_2 = -x_2 + \alpha[x_1(t - \tau) - x_2(t - \tau)] \\ \dot{z}_2 = [((|y_2| - y_2)/2) - z_2]/T \end{cases}$$

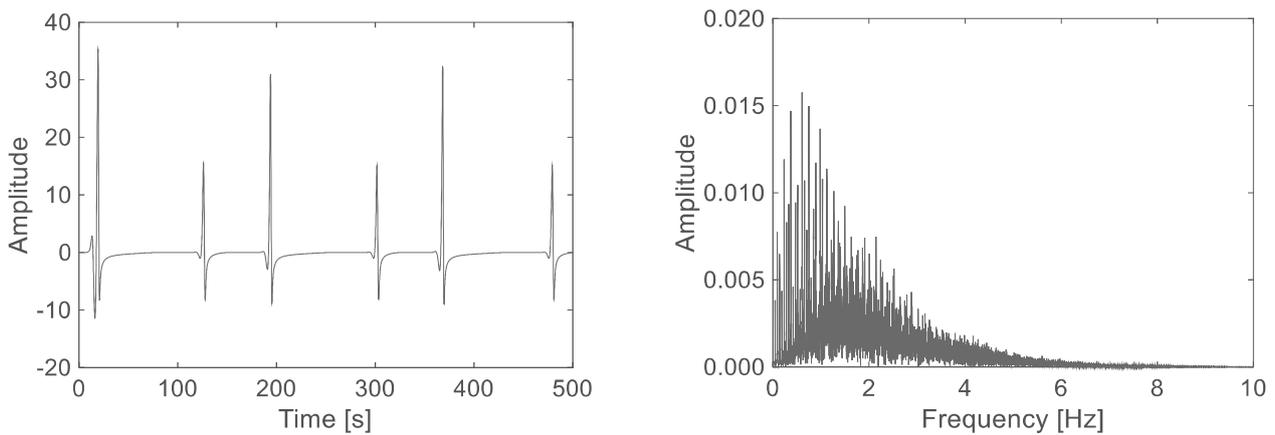


Figure 3 - QRS wave set from Kaplan, *et al.* (2008)

The response of the oscillator system was analyzed by the variation of the coefficient ε in the range that includes the value used by Kaplan, *et al.* (2008). The bifurcation diagram of Fig. 4 shows the wide variety of responses, stationary bands close to zero and 2.5, and others bands of instability in 1.0 to 2.0.

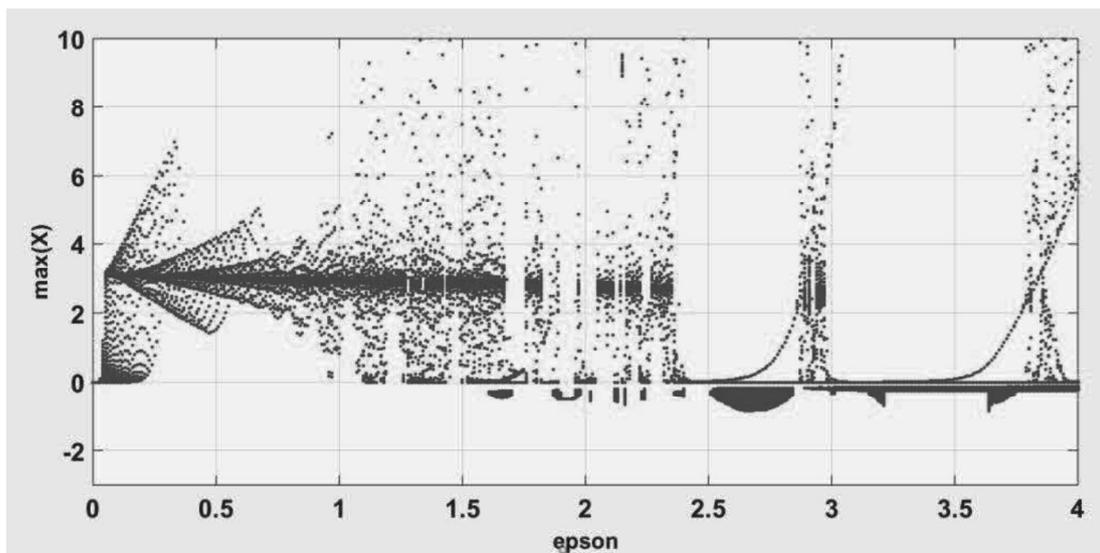


Figure 4 - Bifurcation diagram oscillator.

The Figure 5 shows in detail the response for $\varepsilon = 2$. The oscillator has double points near to zero, once intermediate and double points near thirty, and has stable behavior.

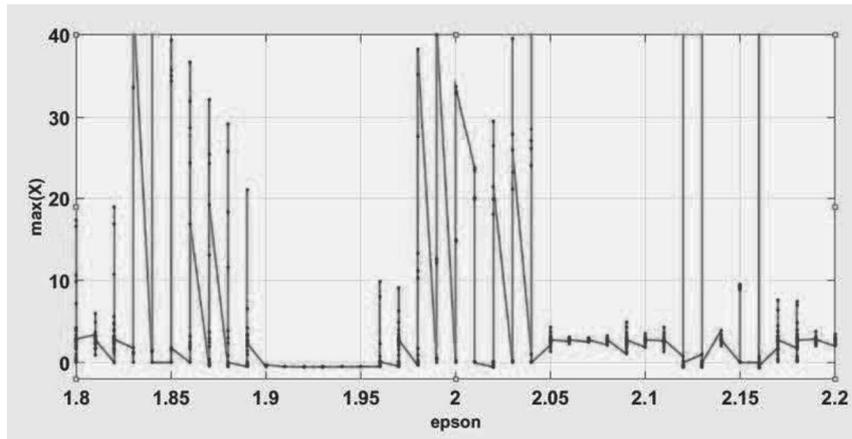


Figure 5 – Detail bifurcation diagram oscillator – ϵ .

The time constant T of the low pass filter affects the oscillator, rectifying the signal according to the equation that sets the delay time τ , participating in waveform modeling. The bifurcation diagram shows the behavior of the system by changing the filter time constant T at Fig. 6. The Figure 7 presents in greater detail the variations in amplitude and regions of instabilities of the system with the variation of T in the Kaplan model.

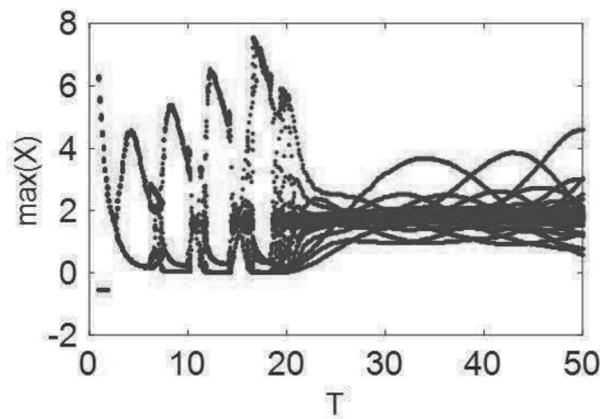


Figure 6 - Bifurcation diagram oscillator.

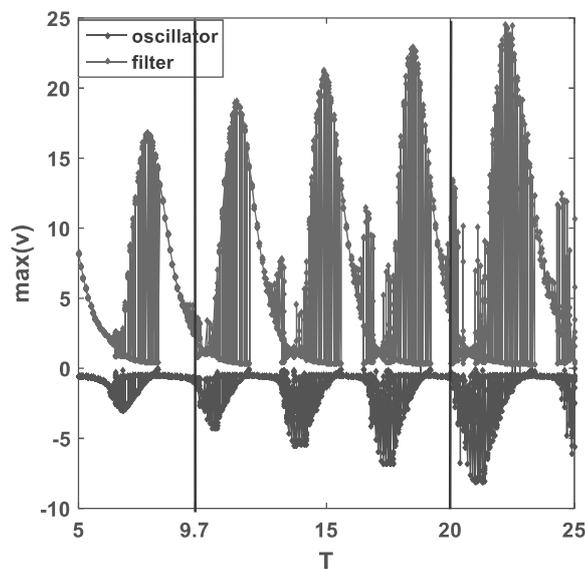


Figure 7 – Detail bifurcation diagram filter and oscillator.

3. IMPLEMENTATIONS

In this work, the γ parameter was included, according Eq. 2, in order to change the amplitude of the wave composition of the oscillator.

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = (y_1 + \varepsilon(1 - \mu z_1)x_1)\gamma \\ \dot{y}_1 = -x_1 + \alpha[x_2(t - \tau) - x_1(t - \tau)] \\ \dot{z}_1 = [(|y_1| - y_1)/2 - z_1]/T \end{cases} \quad [2]$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = (y_2 + \varepsilon(1 - \mu z_2)x_2)\gamma \\ \dot{y}_2 = -x_2 + \alpha[x_1(t - \tau) - x_2(t - \tau)] \\ \dot{z}_2 = [(|y_2| - y_2)/2 - z_2]/T \end{cases}$$

In the bifurcation diagrams of Fig. 8, is observed the restricted stability range for the desired response. Were analyzed two T for composition modeling electrocardiogram. The system was stabilized with parameters $T = 9.7$, $\varepsilon = 0.76$, $\mu = 1$, $\tau = 100$, $\alpha = 0.0189$, and $\gamma = 0.38$, using the initial conditions $[0; 10^{(-6)}; 0; 0; 10^{(-6)}; 0]$. The response from the system of oscillators generates the signal from the QRS wave set, as well as P and T wave, as in Fig. 9(a). Another configuration that managed to stabilize, and suggests the presentation of T, T' and P waves is the alteration of the parameter of filter T for 20, Fig. 9(b).

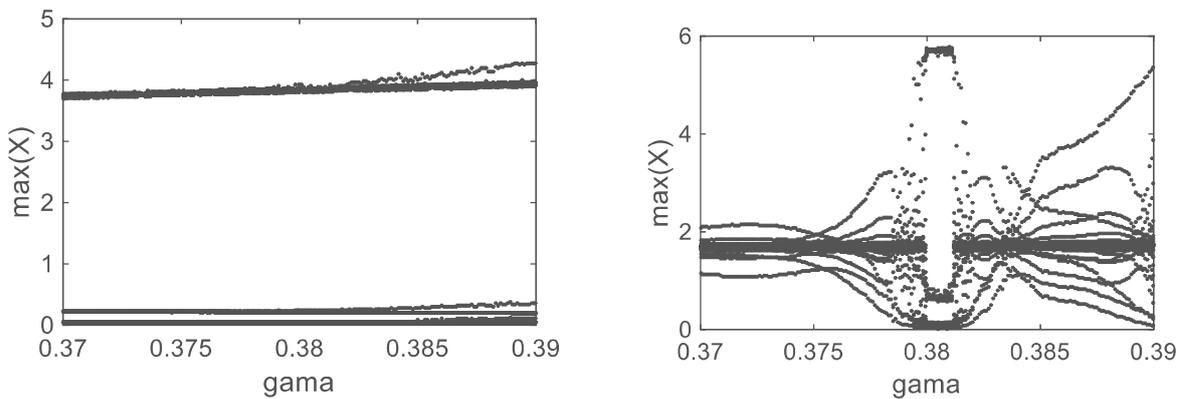


Figure 8 - Bifurcation diagram – γ behavior

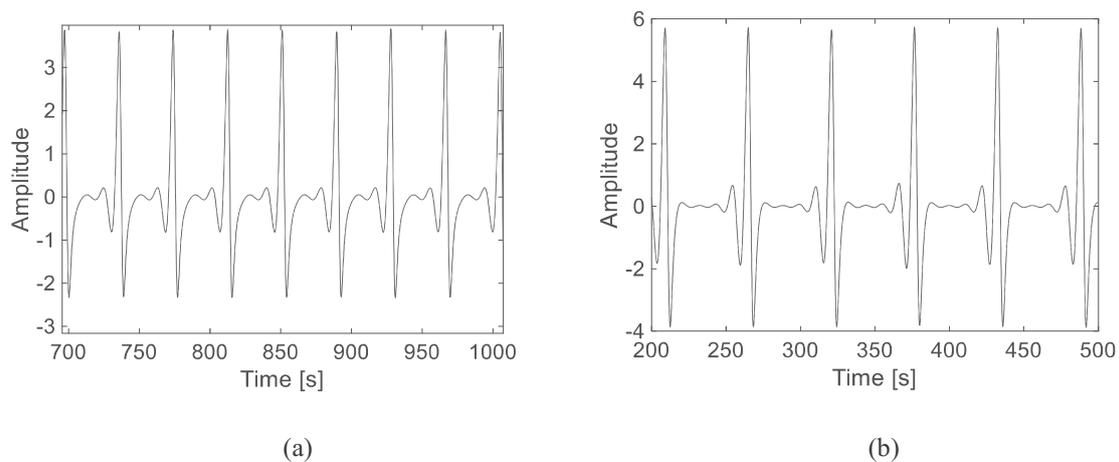


Figure 9 – Modified model responses

The variation of the parameter T, filter time constant promotes great variation in oscillator behavior as can be seen in Fig. 10. Already the alpha α parameter analyzed in the region that was adopted did not present variation in the response observing Fig. 11.

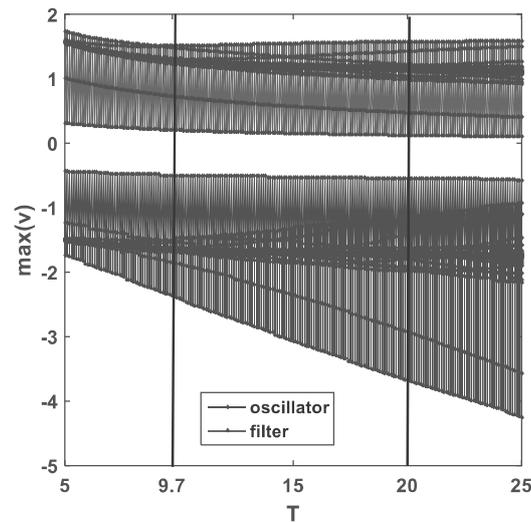


Figure 10 – Modified model responses – T filter

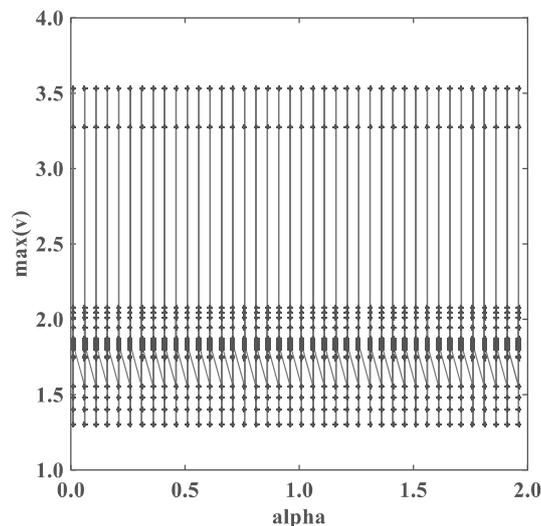


Figure 11 – Modified model responses – α delay

4. CONCLUSIONS

In this work, we analyzed the bifurcation diagram of relevant parameters of a model with two Van der Pol oscillators coupled to, control with time delay of the oscillations and low-pass filter similar to the Wien Bridge. After analyzing the parameters of the oscillator were altered in order to generate a signal closer to the complete electrocardiogram. The resulting signal, besides the complex QRS of the electrocardiogram, allowed us to draw the P and T waves. This work brought a small advance in the modeling of heart signals.

5. ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank CAPES and CNPq for financial support.

6. REFERENCES

Das, S. and Maharatna, K., 2013, "Fractional Dynamical Model for the Generation of ECG like Signals from Filtered Coupled Van-der Pol Oscillators". Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 112, Issue 3, December (2013), <http://doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.08.012>.

- Gidea, M., Gidea, C., Byrd, W., 2011, "Deterministic models for simulating electrocardiographic signals", *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat* (2011) 3871–3880, doi:10.1016/j.cnsns.2011.01.022.
- Gois, Sandra R.F.S.M. and Savi, Marcelo A., 2009, "An analysis of heart rhythm dynamics using three-coupled oscillator model". *Chaos, Solitons and Fractals* (2009) 2553–2565, doi:10.1016/j.chaos.2008.09.040.
- Guyton, A.C., Hall, J.E., 2006, *Tratado de Fisiologia Médica*, Elsevier Ltda.
- Kaplan, B., Gabay, I., Sarafian, G., and Sarafian, D., 2008, "Biological applications of the 'Filtered' Van der Pol oscillator", *Journal Franklin Institute* 345 (3) (2008). <http://dx.doi.org.ez34.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jfranklin.2007.08.005>.
- McSharry, P.E., Clifford, G. D., Tarassenko, L., and Smith, L. A., 2003, "A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals", *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, VOL. 50, MARCH (2003), DOI: 10.1109/TBME.2003.808805.
- Stefanovska, A., Luchinsky, D.G., McClintock, P.V.E., 2001, "Modeling couplings among the oscillators cardiovascular system", *Physiological Measurement* (2001) 551–564.
- Van der Pol, B. and Van der Mark, J., 1928. "The heartbeat considered as a relaxation oscillation, and an electrical model of the heart", *The London, Dublin Philosophical Magazine Journal Science*, <http://dx.doi.org/10.1080/14786441108564652>.
- Zheng-Ming Ge and Mao-Yuan Hsu, 2007, "Chaos in a generalized van der Pol system and fractional order system", *Chaos, Solitons and Fractals* 33 (2007) 1711–1745, doi:10.1016/j.chaos.2006.03.028.

7. RESPONSIBILITY NOTICE

The authors are the only responsible for the printed material included in this paper.



INPE – National Institute for Space Research
São José dos Campos – SP – Brazil – May 16-20, 2016

QUALITY DENOISING OF HEART SIGNAL EXPERIMENTALLY ACQUIRED

Guênia Ladeira¹, Luis C Oliveira-Lopes², Gabriela V. Lima³, José Manoel Balthazar⁴.

1 University Federal of Uberlândia, Uberlândia, Brazil, guenia@ufu.br

2 University Federal of Uberlândia, Uberlândia, Brazil, lcol@ufu.br

3 University Federal of Uberlândia, Uberlândia, Brazil, gabriela.lima@ufu.br

4 Instituto de Tecnologia Aeronáutica, São José dos Campos, Brazil, jmbaltha@ita.br

Abstract: Heart human is a complex dynamic system. ECG permits detection of clinical problems, and characterization of response to physical, emotional and psychological stimuli. ECG has electrical impulses extremely low, the interference of muscle movement, and electromagnetic noise, creating a bad ratio signal/noise. This work acquired ECG and EMG, with the participant performing some specific movements. Aiming to the best filtering to preserve details of signal propagation through the heart, heart experimental signals were preprocessed and analyzed by filtering methods. Qualitative and quantitative results were appropriate to the purpose of the study.

keywords: Time Series Analysis, System Biology, Nonlinear Dynamics and Complex Systems.

1. INTRODUCTION

Electrocardiogram (ECG) is a non-invasive method to verify the functioning of the heart. Those signals, however, are often contaminated by perturbations and noises.

When a person has body movements during the acquisition of the ECG signals, the electromyographic signal (EMG) and skin movements relative to sensor are added, creating great perturbation on the collected information.

We conducted an experimental acquisition of ECG, with the participant at rest and performing specific movements, were also placed EMG sensors in the vicinity of ECG sensors, allowing to analyze the two signals, and the influence of the movement in the ECG signal.

After analyzing, both signals by wavelet denoising, it was concluded which of the method did not meet the need due

to variation of signals composition, and also due to the diversity of personal characteristics and different responses to physical and emotional stimuli, considering even which of the EMG signal depending on the type of movement performed and intensity.

The strategy separated the ECG signals into sections for analysis. Separation enables to specify filtering, allowing to rebuild details of the signal.

The chosen solution for filtering the ECG data was able to recover the signal in which still held ECG features. The irrecoverable sections were automatic deleted. We created windows for comparing changes of signs over time and across participants.

2. PURPOSE

The work aims to restore the quality of ECG data for later analysis of the functioning of the heart in specific scenarios.

3. METHODS

The movement of the body generates electrical disturbances in the ECG measurement. In order to analyze the problem and remove this interference a experimental work of data acquisition was carried out.

The ECG signal was collected with the potential difference between the region below the left collarbone and the area below the right clavicle, the reference electrode was placed in the right leg. The EMG signal was collected in the region of each of the ECG electrodes, i.e., a data collection below the left clavicle and one below right clavicle.

Firstly with the motionless participant (A), and then in a second stage performing some specific movements, some

motion sequences lifting the left arm forward (B), after lifting high arm forward (C), lifting arm left sideways (D), lifting arm right sideways(E). Participant motionless signal was used as a reference for the signal contamination analysis in the other samples.

The signals were pre-processed, trend removed, filtering appropriate frequency band and normalized for comparison.

Filtering techniques were tested, specifying that meets the goals the natural variability of responses, and allowing analysis of the specific functioning of the heart. The simple FIR filters, which does not distorts the results for a specific model was chosen, respecting the basic features of the system. A qualitative comparison was made with some samples, which will be presented in graphs in time and also in power spectrum representation. Statistics analyzes were performed for completion of the results.

4. RESULTS

First data acquisition was carried out without the participant's movements. The ECG signal showed a little distortion, as shown in Fig. 1, even with motionless participant.

Observing that the external environment has not undergone any changes during the acquisition, the variations are caused by internal movements of the body or arrhythmias caused by internal electrical voltages.

The EMG1 signal was collected from the left side, ECG positive voltage, noting that it also has the ECG signal on a reduced scale, the EMG2 signal was collected on the right, negative voltage of the ECG signal.

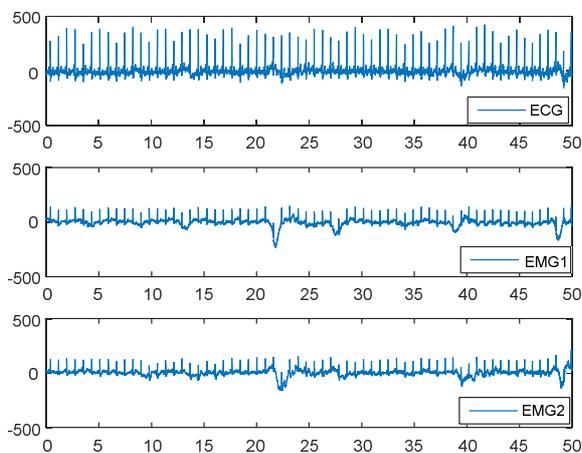


Figure 1- Data collection without the participant's movement

In a second stage, the data was acquired with the participants performing some motion sequences lifting the left arm forward.

It is observed in Fig. 2, changing response of the EMG1 during displacement cycle. The move noticeably affects the acquired of ECG. There is some motion detection also on the right, noting at the variation of EMG2.

The movement of the right arm up and down and ahead. We observe a small interference in the ECG signal, due to the fact that the positive and larger potential was located on the left.

The frequency of the heart beats for this studied case is 1.273 Hz, the first peak isolated from the frequency

analysis. The QRS complex is made up of this and multiples of this frequency, the highest peak in the frequency analysis is three times the heart rate beats.

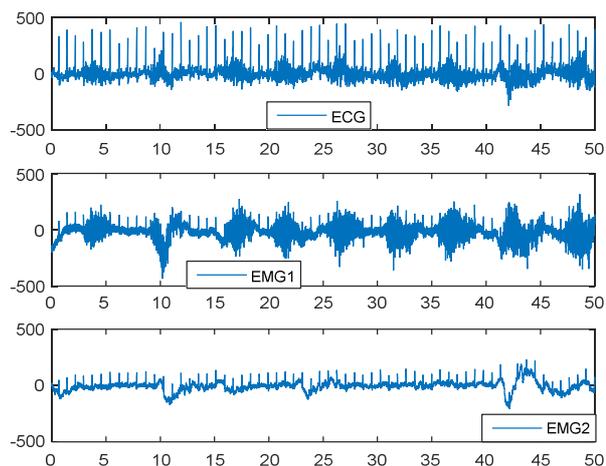


Figure 2 – Movement up and down for the left arm forward.

The ECG signal was passed through a low pass filter, order 250, Butterworth, with a cutoff frequency at 110 Hz. Further, the signal trend was worked up, a total of 100,000 samples were sequenced with windows of 5000 samples to remove the average, then added to overall average to maintain original baseline. This process was repeated with window of 1000 samples data to improve the results. After leveling the baseline and removing of high frequencies contribution to the signal, the coherence between the original signal and the preprocessed one was observed, frequencies below 1.273 Hz were eliminated in the process. This is presented in Fig. 3, where P1 is the power spectrum before and P2 the power spectrum after the signal processing.

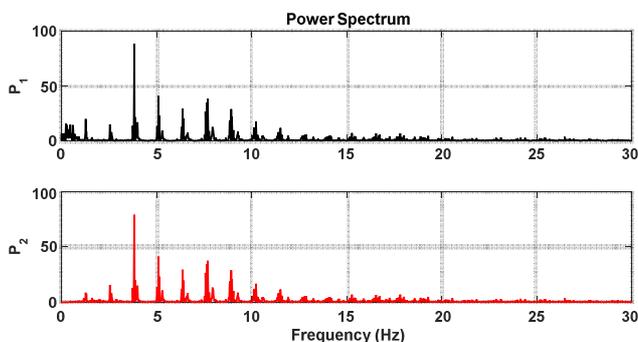


Figure 3 – Correlation Power Spectrum

The results for preprocessing is seen in Fig. 4 by adjusting the trend, as objective of remove the baseline and high frequencies.

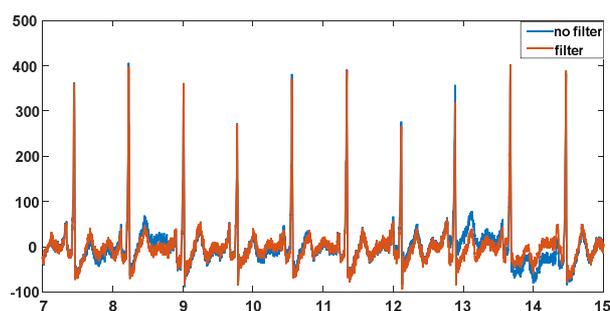


Figure 4 – Signal filtering details

The strategy chosen to recover the quality of the ECG signal contaminated by EMG signal was to analyze the signal by cycles, focusing on the lower voltage parts between two QRS peaks, from the S wave to wave Q, including the T wave and Q. This strategy shows repolarization details of the ventricles, the range for the beginning of another cycle and the polarization of the atria.

The stimuli rate of heart musculature is variable, cycle create have different sizes, being necessary find the waves R in data samples for this the signal was filtered, derived and integrated to emphasize the amplitude of the R wave. The increase of scale was checked the moment that the peak occurs, and constructed a matrix with intervals between peaks. For comparison of the resulting vectors each interval was resampled to have same number of experimental data. The number of points was based on a cycle RR 0.75 s and 1.34 Hz or 80 beats / min.

After preprocessing, it was designed an FIR filter for the frequency range of the waves P and T, Butterworth, order 250, with cutoff frequency of 15 Hz, the delay generated by the filter was adjusted.

In the second stage of data acquisition, with the participants performing a motion sequences raising the left arm forward, the signal captured has a noise level considerably higher than the reference signal and after filtering it presents its outlines preserved, heart sign after filtering is showed in the Fig. 5.

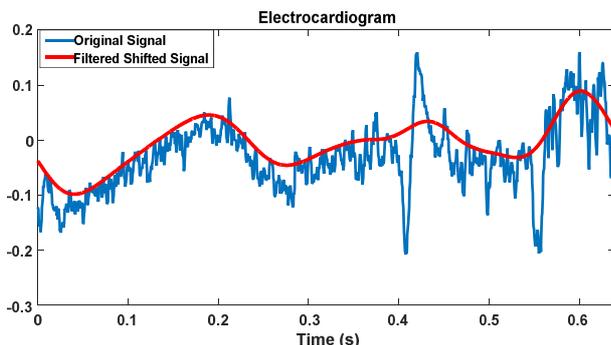


Figure 5 – Sign with moving the left arm

In the third stage with motion sequences of the right arm, with the lowest level of disturbance that the second experiment, due to the fact that the positive ECG stayed on the opposite side.

After the signal recovery was statistically analyzed by comparing the reference signal with the signals contaminated by interference due to participant movement.

A quantitative analysis of the experiment was performed, Tab. 1 refers to an average of 51 sample intervals for each experiment. The reference experiment A has average value of -0.0138 ± 0.0060 V with maximum amplitude of 0.0331 V, experiment B has smaller average value of -0.0016 ± 0.0045 V, with an amplitude of 0.0256 V. The lowest signal amplitude refers to the contamination by the disturbance generated by the movement.

It is observed in Fig. 6 the power spectrum of the experiments A and B after filtering; the greater amplitude of the power is on three times the frequency of cardiac beat. The amplitude overall average of the signal B is lower due to the interference of the movement.

Table 1 – Statistical analysis of the average of the intervals

	A	B	C	D	E
average	-0,0138	-0,0016	-0,0070	-0,0149	-0,0175
average deviation	0,0060	0,0045	0,0055	0,0068	0,0134
minimum	-0,0273	-0,0120	-0,0168	-0,0260	-0,0482
maximum	0,0058	0,0136	0,0103	0,0007	0,0165
amplitude	0,0331	0,0256	0,0271	0,0267	0,0647

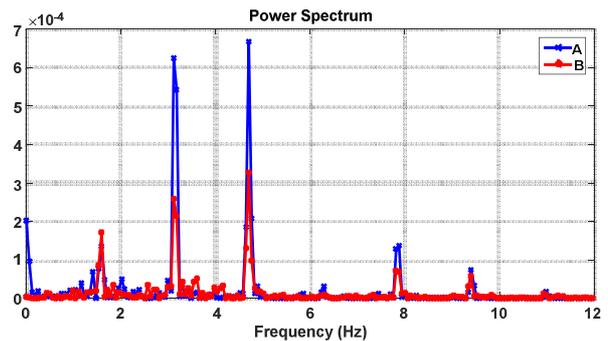


Figure 6 – Comparison between experiments A and B

The recovery in ECG signals, contaminated by EMG noise, were in the range 55-80%. To simplify the analysis, the not recovered part of the signal was neglected. Fig. 7 presents the result for experiment B, the most contaminated signal, with 55% of signal recovery, where the highlighted red signal refers to the T and P waves after the filtering process, which have contours similar to the one for the experiment of reference, experiment A.

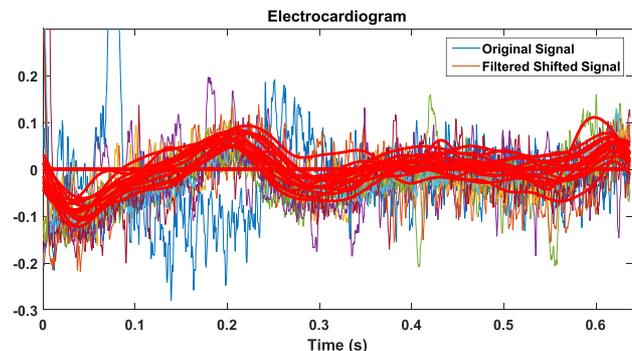


Figure 7 – Signal B intervals after processing

5. DISCUSSIONS

5.1. Other approaches

Regarding to the PLI filter in ECG signal processing, [1] concluded that any algorithm can only be considered feasible for certain specific conditions.

Applying a window based cascaded FIR filter configuration is an efficient technique because the cascaded filter suppresses entire noise contribution on ECG frequency range with less time consuming and maintain better accuracy [2].

The denoised ECG signals by the new genetic optimized wavelet thresholding GOWT are more suitable for feature extraction of medical diagnosis than those by hard thresholding and soft thresholding of wavelet. Because of its better adaptability and filtering performance [3].

The AWWF algorithm provides better filtering results than other tested algorithms based on simple wavelet Wiener filtering. The first adaptation lies in the division of the signal into individual segments, each with an approximately constant level of noise [4].

Presented by [5], a method used withdrawal in baseline in real time, concluded that the Kaiser Windowing gives the best results with order 56.

5.2. Comparative with other studies

As discussed in [1], the ECG signal depends on physical, emotional and psychological features of the participant and also the form of data acquisition, which can suffer significant disruption to the results. The filtering of a static participant signal is basic, but in this work the participant made specific movement that caused different levels of ECG disturbance. Since the objective of this study is to evaluate the quality of the details in the signal, the method chosen compare specific intervals of the signal with a simple technique to remove the most noise, without changing the actual contours.

Like [2] used a windowed FIR filter, herein the filter was of order 250 for quality of the result and the resultant delay of the filtering was removed.

Like the work by [3] tested various performances using wavelet, but for using this technique it is required a signal model for each participant, and this yet not meet the expectation of fluctuation the functioning of the heart due to the variability of heart rate cause changes not only in frequency but also in specific details, which detect ill heart operation.

Like in [4] windows were used in this work with specific parts of the ECG, but with variable noise level, due to the fact that the participant is doing different movement during the experiment.

The preprocessing system can adjust the baseline of parts of the uneven signal by the interference of the movement, as worked by [5], in this work wherein the process produces no delay in the signal, and is repeated in high level of segmentation for adjusting great unevenness of gradual way.

Observed the results of EMG detect the possibility of identify movement specific with working for [6], this process needs greater volume data collection.

5.3. Results

The work involved testing with techniques that rely on an appropriate model of the system, such as Wavelet and Kalman Filters. The results of these tests did not meet the goal, due to the need to maintain the variability of responses, between participants, and between different conditions for the same person.

The system used FIR filters and could restore the parts of the signal acquired that maintained the basic contour of the ECG, even added with the perturbation.

6. CONCLUSIONS

The goal of this study was to remove noise, especially the EMG, contaminating ECG signals. Wavelet techniques and Kalman filters were investigated but did not show satisfactory results due to the fact that the biological signal has normal standard, but provide response variations with people and system disturbances. Filtering must respect this large variability, not creating false response that would undermine the data analysis. The proposed technique works the baseline with a moving average window cascade, the size of the windows are adjusted empirically, a low pass filter of high order and adjusted delay was used, the analyzed waves of the ECG were separated by windows, and another low-pass filter with specified cutoff frequency was applied. The results reached 55 to 80% of signal recovery for contaminated signal without changing the properties of the original signal. The used approach was considered the most appropriate among the tested methodologies and it will be used for sample preparation during the data analysis stage.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to thank CAPES and CNPq for financial support, the Faculdade de Engenharia Mecânica of Universidade Federal de Uberlândia, in special the Laboratório de Projetos Mecânicos (LPM) which allowed the development of the work.

REFERENCES

- [1] FC Chang, CK Chang, KY Chi2 and YD Lin, "Evaluation Measures for Adaptive PLI Filters in ECG Signal Processing", *Computers in Cardiology*. Pages: 529 - 532, DOI: 10.1109/CIC.2007.4745539, 2007.
- [2] K. K. Patro, P.R. Kumar, "De-Noising of ECG raw Signal by Cascaded Window based Digital filters Configuration", *IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC) Siksha 'O' Anusandhan University, Bhubaneswar, India*, 2015.
- [3] H. He, Z. Wang and Y. Tan, "Noise Reduction of ECG Signals through Genetic Optimized Wavelet Threshold Filtering", *Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA)*, 2015 IEEE International Conference on, Pages: 1 - 6, DOI: 10.1109/CIVEMSA.2015.7158597, 2015.
- [4] L. Smital, M. Vitek, J. Kozumplik, and I. Provaznik, "Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals", *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, VOL. 60, NO. 2, FEBRUARY, 2013.
- [5] R. Lakhwani, S. Ayub and J.P. Saini, "DESIGN AND COMPARISON OF DIGITAL FILTERS FOR REMOVAL OF BASELINE WANDERING FROM ECG SIGNAL", *5th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks*, 2013.
- [6] S. Chaudhuri, T. D. Pawar, and S. Duttagupta, "Ambulation Analysis in Wearable ECG", DOI 10.1007/978-1-4419-0724-0, Springer, 2009.



Using RQA for evaluating heart rate patterns under controlled breathing

Guênia Ladeira^{1†}, Luís Cláudio Oliveira-Lopes², Gabriela V. Lima³.Federal University of Uberlândia, ¹Mechanical Engineer, ²Chemical Engineer and ³Electrical Engineer, Brazil.**Submission Info****Abstract**

In this work, the variation of time and amplitude of the electrical stimulation of the heart muscle is analyzed during respiratory control exercise, effect of the autonomic nervous system. The specifics are verified by recurrence plot, and recurrence quantification analysis. The analysis revealed distinguished behavior of the electrical stimulation of the heart. And, the cross recurrence between the variations of amplitude and time demonstrated the equilibrium relationship in the cardiac cycles, which are accentuated in the exercise of concentration.

Keywords

Time Series Analysis
System Biology
Nonlinear Dynamics and Complex Systems

© 2016 L&H Scientific Publishing, LLC. All rights reserved.

1 Introduction

Biological systems have complex behavior, with nonlinearities, time varying due ambient conditions, discontinuities and a broad range of behavioral characteristics due to personal aspects or biological disorder.

The analysis of biological signals is of great interest. They not only allow improving health, but also it affects positively many aspect of life quality.

In this context, nonlinear techniques for better understand those systems are receiving increasing attention of researchers. Marwan, *et al.* [1] was able to detect and quantify laminar phases based on heart-rate-variability before a life-threatening cardiac arrhythmia. Acharya, *et al.* [2] by using nonlinear techniques concluded that is possible to effectively detect the presence of coronary artery disease. Lewenstein, Jamroz, and Leyko [3] reached 80% success in chronic heart failure detection. Zbilut [4] addresses the importance of noise in determinism. In studies of physiologic mechanism, McCraty and Shaffer [5] and Nardelli *et al.* [6] investigated psychological effects in heartbeat rhythm. In work of Santos *et al.* [7] central tendency measure was used to assess heart rate variability. Marwan N, Zou Y, Wessel N, Riedl M, and Kurths J [8], investigated the asymmetry of couplings between heart rate, mean arterial blood pressure and respiration by using conditional probabilities of recurrence. And, Rolink, *et al.* [9] applied RQA to analyze differences between sleep stages and wake using Electrocardiogram (ECG), respiratory effort (RE), heart rate (HR), and the combinations {ECG + RE} and {RE + HR} for sleep analysis.

The main objective of this study is to analyze comparatively the response of electrical stimulation of the heart, with regards to the variation in the time interval and amplitude of R wave for a person in normal (relaxed) state and performing breathing exercises to improve concentration. R wave reflects ventricular depolar-

[†] Corresponding author:
Email address: guenia@ufu.br

Frequency Spectrum Recurrence Analysis

Guênia Ladeira^{1*}, Norbert Marwan², J.B. Destro-Filho³, C. Davi-Ramos⁴ & Gabriela Lima⁵

¹ Faculty of Mechanical Engineering, Federal University of Uberlândia, Uberlândia Minas Gerais, Brasil (e-mail: guenia@ufu.br).

² Potsdam Institute for Climate Impact Research, P.O. Box 601203, 14412 Potsdam, and Interdisciplinary Centre for Dynamics of Complex Systems, University of Potsdam, 14415 Potsdam Germany (e-mail: marwan@pik-potsdam.de).

³ Faculty of Electrical Engineering, Federal University of Uberlândia, Uberlândia, Minas Gerais, Brasil (e-mail: jbdestro@ufu.br).

⁴ Faculty of Electrical Engineering, Federal University of Uberlândia, Uberlândia, Minas Gerais, Brasil (e-mail: camiladavi.r@gmail.com).

⁵ Department of Agricultural Engineering, Federal Rural University of Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brasil (e-mail: gabriela.vlima@ufrpe.br).

*Correspondence to [guenia@ufu.br].

In this paper, we present the new frequency spectrum recurrence analysis technique by means of electro-encephalon signals (EES) analyses. The technique is suitable for time series analysis with noise and disturbances. EES were collected, and alpha waves of the occipital region were analysed by comparing the signals from participants in two states, eyes open and eyes closed. Firstly, EES were characterized and analysed by means of techniques already known to compare with the results of the innovative technique that we present here. We verified that, standard recurrence quantification analysis by means of EES time series cannot statistically distinguish the two states. However, the new frequency spectrum recurrence quantification exhibit quantitatively whether the participants have their eyes open or closed. In sequence, new quantifiers are created for analysing the recurrence concentration on frequency bands. These analyses show that EES with similar frequency spectrum have different recurrence levels revealing different behaviours of the nervous system. The technique can be used to deepen the study on depression, stress, concentration level and other neurological issues and also can be used in any complex system.

The sensory organs of the nervous system capture external information, the brain then processes this information and generates stimuli in the body. Knowledge of brain functions aids in improving control of activities body, as well as the treatment of disease.

The first collection and observation of electrical signals from the human encephalon was performed by Hans Berger¹. These signals were later classified into frequency bands resulting of different neurological states². Assessing the relationship between brain function and EES the functional connectivity of the brain was verified between functional magnetic resonance imaging (fMRI) and electroencephalogram EEG³.

The nervous system has been analysed under different aspects. With the focus being on health we have jobs like, the amplitude of the alpha wave can be used as a biological marker for identifying states of depression⁴. Upon analysing type alpha-1 (8 to 10 Hz) and type alpha-2 (10 to 12 Hz), in experiments with the eyes closed and open, it was found that individuals suffering from depression have lower amplitude waves than those without depression⁴.

Preliminary results confirm that the analysis of signals from a single EEG channel using a combination of measures can identify the level of depression⁵. The quality of life during cognitive aging was analysed by means of reactivity to eyes opening⁶.

Many studies using the alpha waves from the EEG, as their amplitude are highlighted in one or more frequency bands, as well as the fact that the magnitude from these oscillations varies under different circumstances⁷. Alpha waves are extremely coherent over short intervals of time; however,

PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Arritmia Sinusal Respiratória Relação com Sistema Nervoso Autônomo

Pesquisador: João Batista Destro Filho

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 86888217.7.0000.5152

Instituição Proponente: Faculdade de Engenharia Elétrica

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 2.770.851

Apresentação do Projeto:

Trata-se de resposta às pendências apontadas no Parecer consubstanciado 2.678.165, de 27 de Maio de 2018.

Conforme o texto do projeto dos pesquisadores:

A Arritmia Sinusal Respiratória é um fenômeno biológico caracterizado pela modulação em amplitude e variação da frequência cardíaca durante o movimento respiratório. A ausência desta arritmia indica insuficiência cardíaca. O estímulo vagal é uma das fontes de estímulo da Arritmia Sinusal. O objetivo deste trabalho é avaliar detalhadamente o efeito do estímulo vagal e a Arritmia Sinusal Respiratória através de análise de sinais de eletrocardiograma, pressão arterial e eletroencefalograma no decorrer do desenvolvimento de exercícios respiratórios utilizados para aumentar a concentração. Um ponto importante da pesquisa será a inclusão de participantes com lesão medular alta, que tem o sistema autônomo ligado ao coração comprometido pela lesão. A população de amostragem será constituída de vinte pessoas, sendo cinco pessoas com lesão medular alta. As pessoas serão informadas sobre o exercício, se concordarem, responderão a um questionário sobre sua saúde física; mental; e psicológica, com objetivo de identificar restrições à participação na pesquisa. Serão coletados sinais biológicos antes do exercício e durante. Os sinais serão analisados por técnicas lineares e não lineares buscando comprovar o percentual de

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica

Bairro: Santa Mônica

CEP: 38.408-144

UF: MG

Município: UBERLÂNDIA

Telefone: (34)3239-4131

Fax: (34)3239-4335

E-mail: cep@propp.ufu.br

Continuação do Parecer: 2.770.851

participação do sistema nervoso autônomo no processo de variação da frequência cardíaca.

Critério de Inclusão:

Pessoas que realizem regularmente atividades físicas, respeitando a limitação física das pessoas com lesão medular e também atividades mentais; que tenham mais de 18 anos.

Critério de Exclusão:

Pessoas com distúrbios cardíacos e pulmonares já identificados; hipertensão arterial que necessite de remédios para controle; hematopatias; doenças renais crônicas; sem nenhum histórico prévio de patologia ou de medicação neurológica; pessoas com lesão medular que impossibilite a execução do exercício, e ainda aqueles indivíduos que não assinarem o termo de consentimento livre e esclarecido.

Objetivo da Pesquisa:

Conforme o texto do projeto dos pesquisadores:

Objetivo Primário:

O objetivo geral deste trabalho é avaliar detalhadamente o efeito do estímulo vagal na Arritmia Sinusal através de análise de sinais de eletrocardiograma, pressão arterial, eletroencefalograma no desenvolvimento de exercício respiratórios para aumentar a concentração. Incluindo neste estudo pessoas com lesão medular.

Objetivo Secundário:

Objetivos Específicos:• Identificar quantificadores relevantes da relação entre os sistemas biológicos, sistema nervoso central; sistema nervoso autônomo; variabilidade e modulação da frequência cardíaca; alteração da pressão arterial;• Demonstrar o resultado positivo da técnica de exercício respiratório para concentração utilizada pelos esportistas;• Demonstrar nível de comprometimento ao sistema nervoso autônomo ligado ao coração devido à lesão medular.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Conforme o texto do projeto dos pesquisadores:

Riscos:

Para realização da coleta EEG existem os desconfortos quanto à preparação para o exame que são: não lavar o cabelo no dia da coleta, não utilizar condicionador, não fazer ingestão de bebida

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica
Bairro: Santa Mônica **CEP:** 38.408-144
UF: MG **Município:** UBERLÂNDIA
Telefone: (34)3239-4131 **Fax:** (34)3239-4335 **E-mail:** cep@propp.ufu.br

Continuação do Parecer: 2.770.851

alcoólica pelo menos dois dias antes do registro. Outro desconforto pode acontecer no instante em que são colocados os eletrodos na cabeça do voluntário devido ao uso da pasta condutora, aplicada no couro cabeludo além do tempo de preparo para o exame, que é de cerca de 20 a 30 minutos. Os possíveis riscos são:- Identificação do Voluntário: Para que esse fato não aconteça cada voluntário será mencionado por uma letra do alfabeto, seguida por um número de coleta. - O gel condutor utilizado para coleta não causa danos à saúde. Porém, se o paciente apresentar alergia a alguma substância do composto, poderá ter leve irritação, que pode ser sanada limpando o couro cabeludo. Dependendo da possibilidade de irritação da epiderme, se necessário, o exame será cancelado.

Benefícios:

A melhor compreensão da relação ente sistemas biológicos na regulação homeostática ajuda a área da saúde a desenvolver estratégias no tratamento de disfunções. O aprendizado da execução de auto regulação da frequência cardíaca e melhor controle da concentração, melhora a qualidade de vida das pessoas.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Trata-se de uma pesquisa relevante para o estudo e tratamento de disfunções, como as apresentadas por pacientes com lesão medular, executada por uma equipe interdisciplinar cujos integrantes se encontram devidamente qualificados para realizá-la.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Os termos obrigatórios foram apresentados.

Recomendações:

Pede-se corrigir no texto do TCLE: "sem maiores ESTIMULO mentais ou emocionais".

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Análise das respostas às pendências/ Análise final:

1) Solicita-se aos pesquisadores esclarecerem como será feito o recrutamento dos participantes sem lesão medular.

RESPOSTA DOS PESQUISADORES: Complementei o texto do Projeto: "Os participantes sem lesão medular serão do grupo de pesquisa da UFU, ou parentes e amigos dos mesmos, verificando a possibilidade destas pessoas de estarem colaborando neste trabalho. Os participantes com lesão medular são esportistas que treinam na Faculdade de Educação Física e Fisioterapia da

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica
Bairro: Santa Mônica **CEP:** 38.408-144
UF: MG **Município:** UBERLÂNDIA
Telefone: (34)3239-4131 **Fax:** (34)3239-4335 **E-mail:** cep@propp.ufu.br

Continuação do Parecer: 2.770.851

Universidade Federal de Uberlândia - FAEFI/UFU. As pessoas com e sem lesão serão convidadas pelos pesquisadores João Batista Destro Filho e/ou Guênia Mara Vieira Ladeira a participar da pesquisa, serão esclarecidos sobre os objetivos e procedimentos da pesquisa, observando o termo de consentimento livre e esclarecido."

ANÁLISE DO CEP: Pendência resolvida.

2) Incluir no texto do TCLE a informação de que o participante não terá despesas resultantes de sua participação na pesquisa, como o traslado ao local de realização, a cargo dos pesquisadores.

RESPOSTA DOS PESQUISADORES: Foi incluído o paragrafo abaixo no TCLE: "Você não terá despesas financeiras por sua participação na pesquisa. O traslado ao local de realização da coleta de dados fica a cargo dos pesquisadores."

ANÁLISE DO CEP: Pendência resolvida.

3) Pede-se aos pesquisadores realizarem alterações no texto do TCLE, de forma a corrigir problemas de redação, como "Nesta pesquisa, estamos buscando aprofundar a relação do sistema nervoso com a variação da frequência cardíaca" (sugere-se "aprofundar O CONHECIMENTO da relação" ou "realizar o ESTUDO da relação"); "Caso você concorde em participação de nosso estudo" (sugestão: "concorde em PARTICIPAR"); "olhando para ambiente sem maiores estímulos mentais ou emocionais"; entre outros erros de acentuação e pontuação.

RESPOSTA DOS PESQUISADORES: O texto do TCLE foi revisado, e correções foram realizadas

ANÁLISE DO CEP: Pendência resolvida.

=====

De acordo com as atribuições definidas na Resolução CNS 466/12, o CEP manifesta-se pela aprovação do protocolo de pesquisa proposto.

O protocolo não apresenta problemas de ética nas condutas de pesquisa com seres humanos, nos limites da redação e da metodologia apresentadas.

Considerações Finais a critério do CEP:

Data para entrega de Relatório Final ao CEP/UFU: imediatamente ao término da pesquisa.

A última etapa que consta no cronograma postado refere-se a outubro de 2018.

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica
Bairro: Santa Mônica **CEP:** 38.408-144
UF: MG **Município:** UBERLÂNDIA
Telefone: (34)3239-4131 **Fax:** (34)3239-4335 **E-mail:** cep@propp.ufu.br

Continuação do Parecer: 2.770.851

OBS.: O CEP/UFU LEMBRA QUE QUALQUER MUDANÇA NO PROTOCOLO DEVE SER INFORMADA IMEDIATAMENTE AO CEP PARA FINS DE ANÁLISE E APROVAÇÃO DA MESMA.

O CEP/UFU lembra que:

- a- segundo a Resolução 466/12, o pesquisador deverá arquivar por 5 anos o relatório da pesquisa e os Termos de Consentimento Livre e Esclarecido, assinados pelo Participante da pesquisa.
- b- poderá, por escolha aleatória, visitar o pesquisador para conferência do relatório e documentação pertinente ao projeto.
- c- a aprovação do protocolo de pesquisa pelo CEP/UFU dá-se em decorrência do atendimento a Resolução CNS 466/12, não implicando na qualidade científica do mesmo.

Orientações ao pesquisador :

- O Participante da pesquisa tem a liberdade de recusar-se a participar ou de retirar seu consentimento em qualquer fase da pesquisa, sem penalização alguma e sem prejuízo ao seu cuidado (Res. CNS 466/12) e deve receber uma via original do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, na íntegra, por ele assinado.
- O pesquisador deve desenvolver a pesquisa conforme delineada no protocolo aprovado e descontinuar o estudo somente após análise das razões da descontinuidade pelo CEP que o aprovou (Res. CNS 466/12), aguardando seu parecer, exceto quando perceber risco ou dano não previsto ao participante da pesquisa ou quando constatar a superioridade de regime oferecido a um dos grupos da pesquisa que requeiram ação imediata.
- O CEP deve ser informado de todos os efeitos adversos ou fatos relevantes que alterem o curso normal do estudo (Res. CNS 466/12). É papel de o pesquisador assegurar medidas imediatas adequadas frente a evento adverso grave ocorrido (mesmo que tenha sido em outro centro) e enviar notificação ao CEP e à Agência Nacional de Vigilância Sanitária – ANVISA – junto com seu posicionamento.
- Eventuais modificações ou emendas ao protocolo devem ser apresentadas ao CEP de forma clara e sucinta, identificando a parte do protocolo a ser modificada e suas justificativas. Em caso de projetos do Grupo I ou II apresentados anteriormente à ANVISA, o pesquisador ou patrocinador deve enviá-las também à mesma, junto com o parecer aprobatório do CEP, para serem juntadas ao protocolo inicial (Res.251/97, item III.2.e).

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica
Bairro: Santa Mônica **CEP:** 38.408-144
UF: MG **Município:** UBERLÂNDIA
Telefone: (34)3239-4131 **Fax:** (34)3239-4335 **E-mail:** cep@propp.ufu.br

Continuação do Parecer: 2.770.851

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_1010765.pdf	06/06/2018 14:29:07		Aceito
Outros	Resposta.docx	06/06/2018 14:28:35	Guênia Ladeira	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Projeto_CEP.pdf	06/06/2018 14:26:51	Guênia Ladeira	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE.pdf	06/06/2018 14:26:31	Guênia Ladeira	Aceito
Outros	lattes.docx	04/04/2018 08:06:33	Guênia Ladeira	Aceito
Folha de Rosto	folharosto.pdf	23/03/2018 09:22:32	Guênia Ladeira	Aceito
Brochura Pesquisa	formulariopesquisa.pdf	23/03/2018 09:05:10	Guênia Ladeira	Aceito
Declaração de Pesquisadores	equipe.pdf	20/10/2017 14:08:55	Guênia Ladeira	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	hospital0002.pdf	17/10/2017 16:31:54	Guênia Ladeira	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

UBERLÂNDIA, 13 de Julho de 2018

Assinado por:
Karine Rezende de Oliveira
(Coordenador)

Endereço: Av. João Naves de Ávila 2121- Bloco "1A", sala 224 - Campus Sta. Mônica
Bairro: Santa Mônica **CEP:** 38.408-144
UF: MG **Município:** UBERLÂNDIA
Telefone: (34)3239-4131 **Fax:** (34)3239-4335 **E-mail:** cep@propp.ufu.br