

UNIVERSIDADE BRASIL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

ANTÔNIO DE PÁDUA MENDES

**Caracterização de Eletroencefalograma utilizando Análise de Quantificação
da Recorrência**

São Paulo

2020

ANTÔNIO DE PÁDUA MENDES

**Caracterização de Eletroencefalograma utilizando Análise de Quantificação
da Recorrência**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Brasil, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Engenharia Biomédica.

Área de concentração: Processamento de Sinais e de Imagens Biomédicos

Orientador: Profa. Dra. Laurita dos Santos

Coorientador: Prof. Dr. José Luiz Rybarczyk Filho

São Paulo

2020

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Bibliotecas da Universidade Brasil,
com os dados fornecidos pelo (a) autor (a).

M49c MENDES, Antônio de Pádua
Caracterização de Eletroencefalograma utilizando Análise
de Quantificação da Recorrência / Antônio de Pádua Mendes. --
São Paulo, 2020.
74 f.: il. color.

Dissertação de Mestrado defendida no Programa de Pós-
graduação do Curso de Engenharia Biomédica da Universidade
Brasil.

Orientação: Profa. Dra. Laurita dos Santos.

Coorientação: Prof. Dr. José Luiz Rybarczyk Filho.

1. EEG. 2. Efeito Berger. 3. Análise de Quantificação da
Recorrência. 4. Análise não linear. 5. Ondas cerebrais. I. Santos,
Laurita dos. II. Filho, José Luiz Rybarczyk. III. Título.

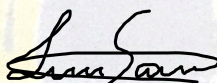
CDD 620.82

TERMO DE APROVAÇÃO

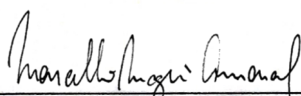
ANTÔNIO DE PÁDUA MENDES

**“CARACTERIZAÇÃO DE ELETROENCEFALOGRAMA UTILIZANDO ANÁLISE DE
QUANTIFICAÇÃO DA RECORRÊNCIA ”**


Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica** da Universidade Brasil, pela seguinte banca examinadora:



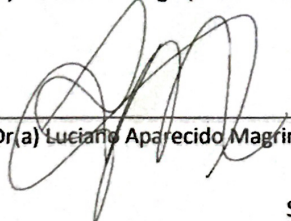
Prof.(a). Dr.(a) Laurita dos Santos (presidente-orientadora)



Prof.(a). Dr.(a) Marcello Magri Amaral (UNIVERSIDADE BRASIL)



Prof.(a). Dr.(a) José Carlos Cogo (UNIVERSIDADE BRASIL)



Prof(a). Dr(a) Luciano Aparecido Magrini (IFSP)

São Paulo, 14 de setembro de 2020
Presidente da Banca Prof(a). Dr(a) Laurita dos Santos

Houve alteração do Título: sim () não (X):

Termo de Autorização

Para Publicação de Dissertações e Teses no Formato Eletrônico na Página WWW do Respeetivo Programa da Universidade Brasil e no Banco de Teses da CAPES

Na qualidade de titular(es) dos direitos de autor da publicação, e de acordo com a Portaria CAPES no. 13, de 15 de fevereiro de 2006, autorizo(amos) a Universidade Brasil a disponibilizar através do site <http://www.universidadebrasil.edu.br>, na página do respectivo Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu*, bem como no Banco de Dissertações e Teses da CAPES, através do site <http://bancodeteses.capes.gov.br>, a versão digital do texto integral da Dissertação/Tese abaixo citada, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira.

A utilização do conteúdo deste texto, exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, fica condicionada à citação da fonte.

Título do Trabalho: **“CARACTERIZAÇÃO DE ELETROENCEFALOGRAMA UTILIZANDO ANÁLISE DE QUANTIFICAÇÃO DA RECORRÊNCIA”**

Houve alteração do Título: sim () não (X)

Autor(es): Antônio de Pádua Mendes, José Luiz Rybarczyk Filho, Laurita dos Santos

Discente: **Antônio de Pádua Mendes**

ANTONIO DE PADUA

Assinado de forma digital por ANTONIO DE PADUA MENDES:82290580325
Dados: 2020.09.23 21:28:17 -03'00'

Assinatura: MENDES:82290580325

Orientador(a): **Profa. Dra. Laurita dos Santos**

Assinatura: _____

Coorientador(a): **José Luiz Rybarczyk Filho**

Assinatura: _____

Data: 14/09/2020

Agradecimentos

- À Deus pela vida e por sempre restaurar a esperança.
- Aos meus pais: Cornélio e Maria Adélia pelo apoio, amor, educação, incentivo e exemplo em todos os momentos.
- À minha esposa Érika pelo amor, respeito, paciência, ajuda, compreensão nos meus momentos de “cabeça seca” e pela oportunidade de me tornar pai, o maior dos presentes.
- À minha filha Maria Fernanda, mesmo tão pequenina perdoou o pai pela ausência em alguns momentos.
- À minhas irmãs: Cíntia, Valéria e Teresa pelo apoio, amizade e ensinamentos.
- Agradeço imensamente a minha orientadora Profa. Dra. Laurita dos Santos por ter me aceito como orientando, pelo apoio, dicas, direcionamentos e confiança até o final.
- Agradeço ao meu co-orientador Prof. Dr. José Luiz Rybarczyk Filho pelos esclarecimentos quanto ao conjunto de dados e pela aula sobre análise de componentes principais.
- Agradeço ao Professor Prof. Dr. Gunther Johannes Lewczuk Gerhardt e Dra Suzana Veiga Schonwald pelas dicas sobre os dados, resultados e esclarecimentos quanto ao sinal.
- Agradeço aos colegas de mestrado pelos momentos de descontração nos intervalos e ao final de cada módulo.
- Agradeço aos meus colegas de trabalho por entender alguns atrasos nas minhas atividades.
- Agradeço ao amigo e sócio Vinícius por compreender os momentos em que me afastei das atividades da empresa.
- Agradeço aos meus amigos por entender e respeitar minha ausência nas rodas semanais de conversa fiada.
- Por fim agradeço à todos que contribuíram na execução desse trabalho.

Independente das circunstâncias, devemos ser sempre humildes, recatados e despidos de orgulho."
(Dalai Lama)

Resumo

A aplicação de técnicas para processamento, análise e extração de características de sinais eletroencefalográficos colaboram efetivamente nos avanços para o entendimento das atividades cerebrais. Com base nisso pode-se citar também a criação de ferramentas de auxílio diagnóstico e monitoramento na atividade cerebral que permitem o desenvolvimento de dispositivos de interface cérebro-computador. Dentre as ferramentas de auxílio diagnóstico há diversos métodos matemáticos que podem ser considerados, como por exemplo, a análise espectral do sinal usando a Transformada de Fourier (FT) através do algoritmo de Transformada Rápida de Fourier (FFT). Neste estudo investigamos a aplicabilidade de um método não linear já conhecido para análise de sinais biomédicos e sua comparação em relação a um método convencional de análise, a FFT. A análise de quantificação de recorrência (RQA) foi usada como método para caracterização do ritmo alfa de sinais de eletroencefalograma durante o efeito Berger (olhos fechados). Foram analisados sinais de eletroencefalograma obtidos de 60 participantes de estudo, de ambos os sexos, utilizando os eletrodos da região occipital (O1 e O2). O protocolo experimental envolveu dois momentos distintos: olhos abertos e olhos fechados. Para a aplicação do método não linear foi otimizado os melhores valores dos parâmetros de incorporação (atraso, dimensão e limiar) para viabilizar os melhores resultados para classificação. Após a parametrização adequada do método foram obtidas 9 medidas: taxa de recorrência, determinismo, tamanho médio de diagonal, entropia de Shannon, laminaridade, tempo de permanência, coeficiente de clusterização, transitividade e tamanho máximo de linhas verticais. Os resultados encontrados foram comparados com resultados obtidos com a FFT, considerada neste trabalho como padrão-ouro de análise. Essa combinação foi realizada pela análise multivariada de componentes principais. Os resultados sugeriram que a utilização de RQA é capaz de detectar diferenças estatísticas significativas entre os momentos estudados e que algumas medidas RQA podem contribuir à análise fornecida pela FFT. Assim, o método RQA pode ser considerado para análise das ondas alfas durante o efeito Berger. Para trabalhos futuros, demais regiões cerebrais podem ser estudadas e a metodologia estendida para análise de outras ondas cerebrais durante a realização de atividades mais complexas.

Palavras-chaves: EEG, efeito Berger, análise de quantificação da recorrência, análise não linear, ondas cerebrais.

Abstract

MENDES, Antônio de Pádua. **Work title:** Electroencephalogram characterization using Recurrence Quantification Analysis. 2020. 84 p. Dissertation (Master of Science) – Biomedical Engineering Program, University Brasil, São Paulo, São Paulo, 2020.

The application of techniques for processing, analyzing and extracting features of electroencephalographic signals collaborate in understanding brain activities. Based on this, we can also mention the creation of diagnostic and monitoring tools allowing the development of brain-computer interface devices. Among the diagnostic tools there are several mathematical methods that can be considered, such as, the spectral analysis of the signal using the Fast Fourier Transform (FFT). In this study we investigated the applicability of a non-linear method already known for the analysis of biomedical signals and its comparison with a conventional analysis method, the FFT. The recurrence quantification analysis (RQA) was used as a method to characterize the alpha rhythm of electroencephalogram signals during the Berger effect (eyes closed). Electroencephalogram signals were obtained from 60 study participants, of both sexes, were analyzed using the electrodes of the occipital region (O1 and O2). The experimental protocol involved two distinct moments: rest (eyes open) and activity (eyes closed). For the application of the non-linear method, the optimized value for the parameters (time delay, embedding dimension and threshold) were obtained for classification. After parameterization, 9 measurements were obtained: recurrence rate, determinism, average of diagonal line, Shannon entropy, laminarity, trapping time, clustering coefficient, transitivity and maximum size of vertical lines. The results found were compared with results of the FFT, which considered as the gold standard of analysis. This combination was performed by multivariate analysis of principal components analysis. The results suggested that the use of RQA is capable of detecting significant statistical differences between the moments studied and that some RQA features may contribute to the analysis provided by the FFT. Thus, the RQA method can be considered for the analysis of alpha rhythm during the Berger effect. For future work, other brain regions can be studied and the methodology extended to analyze other brain waves during the performance of more complex activities.

Keywords: EEG, Berger effect, recurrence quantification analysis, non-linear analysis, brain waves.

DIVULGAÇÃO E TRANSFERÊNCIA DE CONHECIMENTO

O resultado desse trabalho apresenta que o uso de análise não linear através de análise de quantificação de recorrência (RQA) é capaz caracterizar ondas de eletroencefalograma do ritmo alfa durante o Efeito Berger. Foram comparados os momentos de repouso (olhos abertos) e atividade (olhos fechados). Através da análise não linear foram obtidas 9 medidas de RQA. Os resultados apresentaram diferenças significativas em 8 medidas. O sexo feminino foi maioria dentre os que não apresentaram diferenças significativas. Os resultados foram comparados ao método convencional de transformada de Fourier (FFT) através da análise multivariada de componentes principais (PCA). A PCA mostrou que os dados podem ser explicados através de duas PCs: RQA (PC1) e FFT (PC2). Utilizando cálculo de KNN foi observado a formação de 3 grupos, onde a separação deles se deu devido ao sexo, idade e resultados da RQA.

Lista de figuras

Figura 1 – Ocorrência de potencial de ação e suas fases	23
Figura 2 – Propagação do potencial de ação no axônio	24
Figura 3 – Posicionamento dos eletrodos de acordo com a norma internacional 10-20	24
Figura 4 – Tipos de ondas cerebral	25
Figura 5 – Transformada de Fourier	27
Figura 6 – Atrator de Lorenz no espaço de fase tridimensional	29
Figura 7 – Tipos Gráficos de Recorrências: a) Homogêneo; b) Periódico	31
Figura 8 – Tipos Gráficos de Recorrências: a) Deriva; b) Descontínuo	32
Figura 9 – Dispositivo Emotiv EPOC+. a) Equipamento utilizado para a captura dos sinais. b) Orientação e posicionamento de eletrodos conforme o sistema internacional 10-20	39
Figura 10 – Ocorrência de artefatos ou ruídos ao longo da serie de EEG do eletrodo O1. Voluntário do sexo feminino de 18 anos - Sem aplicação de filtros .	40
Figura 11 – Reconstruções do espaço de fases do sistema de lorenz utilizando diferentes valores para o atraso ($\tau = 1, \tau = 10, \tau = 20$ e $\tau = 40$).	42
Figura 12 – Função de Informação Mútua e a determinação do passo de reconstrução ideal para um segmento de 1 minuto no momento de olhos abertos do eletrodo O1.	44
Figura 13 – Função de Falsos Vizinhos Próximos (FNN) e a determinação da dimensão de imersão ideal para um segmento de 1 minuto no momento de olhos abertos do eletrodo O1.	45
Figura 14 – Série de EEG antes e depois a aplicação do Filtro IIR	48
Figura 15 – Distribuição dos valores encontrados para o atraso - τ	49
Figura 16 – Distribuição dos valores encontrados para dimensão - m	50
Figura 17 – Dispersão dos valores de Taxa de recorrência (RR) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	51
Figura 18 – Dispersão dos valores de Determinismo (DET) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	52

Figura 19 – Dispersão dos valores de tamanho médio de diagonal (ADL) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	52
Figura 20 – Dispersão dos valores de Entropia de Shannon (ENTR) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	53
Figura 21 – Dispersão dos valores de Laminaridade (LAM) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	53
Figura 22 – Dispersão dos valores de tempo de permanência (TT) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	54
Figura 23 – Dispersão dos valores de Coeficiente de Clusterização (CC) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	54
Figura 24 – Dispersão dos valores de Transitividade (TRAN) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	55
Figura 25 – Dispersão dos valores de tamanho máximo de linhas verticais (LLVL) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada	55
Figura 26 – Boxplot de para os valores das medidas RQA entre olhos abertos e olhos fechados.	57
Figura 27 – Valores de p em cada medidas de RQA por voluntário - Eletrodo O1 - Olhos abertos x Olhos fechados	58
Figura 28 – Valores de p em cada medidas de RQA por voluntário - Eletrodo O2 - Olhos abertos x Olhos fechados	59
Figura 29 – Boxplot das medianas obtidas com a Transformada Rápida de Fourier entre olhos abertos e olhos fechados. Aqui $* = p < 0,05$, $** = p < 0,01$, $*** = p < 0,001$	60
Figura 30 – Representatividade das variáveis na PC1 - Eletrodo O1	62
Figura 31 – Representatividade das variáveis na PC2 - Eletrodo O1	63
Figura 32 – Representatividade das variáveis na PC1 - Eletrodo O2	64

Figura 33 – Representatividade das variáveis na PC2 - Eletrodo O2	64
Figura 34 – Projeção dos componentes principais no plano - Eletrodo O1	67
Figura 35 – Projeção dos componentes principais no plano - Eletrodo O2	68

Lista de tabelas

Tabela 1 – Valores médios (μ) e desvio padrão (σ) das medidas de RR e de DET para cada limiar testado	50
Tabela 2 – Componentes principais obtidas, seus autovalores e percentual acumulado - Eletrodo O1	61
Tabela 3 – Componentes principais obtidas, seus autovalores e percentual acumulado - Eletrodo O2	61
Tabela 4 – Contribuição explicativa das variáveis PC1 e PC2.	65
Tabela 5 – Agrupamento formado pela PCA.	66

Lista de abreviaturas e siglas

ADL	Average Diagonal Length
BCI	Brain-computer interface
CC	Coeficiente de cluster
CP	Componente principal
CRP	Cross Recurrence Plot
DET	Determinismo
DFT	Discrete Fourier Transform
EDF	European data format
EEG	Eletroencefalograma
ENTR	Entropia de Shannon
FFT	Fast Fourier Transform
FIR	Finite. Impulse Response
FNN	False Nearest Neighbors
FT	Fourier Transform
Hz	Hertz
KNN	K-Nearest Neighbors
LAM	Laminaridade
LLVL	Large length vertical lines
MU	Mutual Information
OA	Olhos abertos
OF	Olhos fechados
MU	Mutual Information

PC	Principal Component
PCA	Principal component analysis
RP	Recurrence Plot
RQA	Recurrence Quantification Analysis
RR	Recurrence Rate
TRAN	Transitividade
TT	Trapping Time

Sumário

1	INTRODUÇÃO	18
2	OBJETIVOS	20
3	REVISÃO DA LITERATURA	21
3.1	<i>Eletroencefalograma - EEG</i>	21
3.1.1	Eletrofisiologia do EEG	22
3.1.2	Obtenção de registros de EEG	23
3.2	<i>Transformada de Fourier</i>	27
3.3	<i>Serie temporal e Sistemas dinâmicos</i>	27
3.3.1	Definição de série temporal	27
3.3.2	Sistema Dinâmico	28
3.4	<i>Grafo de Recorrência</i>	29
3.4.1	Análise de quantificação de recorrência	32
4	MOTIVAÇÃO	37
5	MATERIAIS E MÉTODOS	38
5.1	<i>Base de Dados</i>	38
5.2	<i>Pre-processamento dos dados</i>	39
5.3	<i>Metodo convencional de analise - Transformada Rapida de Fourier</i>	40
5.4	<i>Metodo proposto de analise - analise de quantificação de recorrência</i>	41
5.4.1	Determinação do tempo de atraso - τ	41
5.4.2	Determinação dimensão de imersão - m	44
5.4.3	Limiar de recorrência - ε	45
5.5	<i>Análise Estatística</i>	46
6	RESULTADOS	47
6.1	<i>Características gerais do sinal</i>	47
6.2	<i>Obtenção dos parâmetros de incorporação</i>	47
6.2.1	Tempo de atraso - τ	47
6.2.2	Dimensão de imersão - m	49

6.2.3	Limiar de recorrência - ε	50
6.3	<i>Características gerais da distribuição dos valores das medidas de RQA</i>	51
6.3.1	Análise da distribuição dos valores de RQA e detecção de <i>outliers</i>	51
6.3.2	Distribuição das medidas RQA após exclusão dos <i>outliers</i>	56
6.4	<i>Características gerais da distribuição dos valores obtidos com a FFT</i>	59
6.5	<i>Características gerais considerando análise de componentes principais</i>	60
7	DISCUSSÃO	69
8	CONCLUSÃO	71
	Referências ¹	72
	Apêndice A – ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (PCA)	78
	Anexo A – PARECER COMITÊ DE ÉTICA	81

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

1 INTRODUÇÃO

Os biosinais são medidas de fenômenos que transmitem informações originadas de um sistema biológico, sendo que cada biosinal possui característica distinta e pode ser gerado por diferentes partes do corpo. Devido ao nível de complexidade desse sinal, sua obtenção requer cuidados especiais para que fatores como ruído e interferências externas não prejudiquem sua qualidade (ONARAL; COHEN, 2006). Os biosinais podem ser de origem elétrica, química dentre outras. Os estudos de análise dos sinais aplicando técnicas e tratamentos apropriados, torna-se possível reconhecer os padrões das atividades cerebrais, interpretá-los e aplicá-los em ferramentas de diagnóstico ou dispositivos eletrônicos. Neste trabalho vamos abordar biosinais elétricos obtidos através de eletroencefalograma (EEG).

O Eletroencefalograma (EEG) é um dispositivo que captura os sinais elétricos diretamente do córtex cerebral. A captura pode ser realizada de forma invasiva, onde os eletrodos são implantados no interior do crânio ou de forma não invasiva com a fixação de eletrodos no couro cabeludo (método utilizado nesse estudo). Os sinais obtidos através do EEG representam potenciais sinápticos com frequências entre 0,5 a 30 Hz . Este espectro de frequência pode ser dividido em quatro bandas, são elas: ondas delta (0,5 a 4 Hz), teta (4 a 8 Hz), alfa (8 a 14 Hz), beta (14 a 30 Hz) e gamma ($> 30Hz$) (CARVALHO, 2008).

A análise do EEG pode ser realizada por investigação visual, análise espectral e pela análise não linear. A análise não linear surgiu como uma nova abordagem para o estudo de sistemas complexos. O uso de diversas ferramentas computacionais como a análise de recorrência e suas medidas de quantificação (MARWAN et al., 2007) tornou possível potencializar as avaliações das características e comportamento desses sistemas. Estes métodos provaram ser efetivos quando aplicados aos sinais de eletroencefalograma (EEG) (ACHARYA U. et al., 2005). Os primeiros estudos utilizando métodos de análise não linear foram realizados por Rapp et al. (RAPP et al., 1985), e por Babloyantz et al. (BABLOYANTZ, 1986) em meados de 1985, onde foi estudado o comportamento do sinal e sua dinâmica durante o sono. Estudos com sinais de EEG e métodos de análise não linear, como ferramenta complementar na obtenção de informações sobre o sistema, tem recebido boa aceitação na criação de ferramentas para detecção precoce de distúrbios e diagnósticos de doenças do cérebro, como: epilepsia (OUYANG et al., 2008)(HAMADENE; PEYRODIE; SEIDIRI, 2007), autismo(ROMERO et al., 2016)(HEUNIS et al., 2018)

e depressão (ACHARYA U. et al., 2005). Também é possível encontrar na literatura resultados promissores em: robótica com aplicação no reconhecimento de emoções humana e dispositivos para reabilitação (CARRASCO, 2012), sistemas que reconheçam estado de fadiga mental, estados de sono (ACHARYA et al., 2015) e desenvolvimento de dispositivos BCI (RODRÍGUEZ-BERMÚDEZ; GARCÍA-LAENCINA, 2015).

O avanço dos estudos nessa área pode nos levar a obter maior precisão na detecção de mudanças no padrão das ondas cerebrais, onde aplicações podem ser desenvolvidas e aplicadas no diagnóstico de doenças neurológicas e na construção de dispositivos de interface cérebro-computador. Este estudo foi realizado usando a análise de quantificação de recorrência em sinais EEG em ondas alfa para quantificar o ritmo alfa durante o efeito Berger. O efeito Berger trata-se do desaparecimento das oscilações da banda alfa durante o estado de olhos abertos (BERGER, 1934; ADRIAN; YAMAGIWA, 1935; ADRIAN; MATTHEWS, 1935). Foram analisadas 9 medidas de RQA, extraídas de sinais EEG durante dois momentos distintos, sendo que o primeiro consistia em o participante do estudo permanecer com os olhos abertos e em segundo momento permanecer com os olhos fechados. As medidas foram usadas para identificação do ritmo alfa comparando com a análise convencional utilizando Transformada Rápida de Fourier.

2 OBJETIVOS

Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é caracterizar as ondas alfa do EEG durante o efeito Berger usando análise de quantificação da recorrência.

Objetivos específicos

Os objetivos específicos desse trabalho são:

- Comparar os sinais de EEG obtidos em dois momentos distintos, sendo o primeiro onde os participantes de estudos permanecem com os olhos abertos e o segundo com os olhos fechados.
- Comparar os resultados obtidos com a análise de quantificação de recorrência e pelo método convencional de transformada de Fourier.

3 REVISÃO DA LITERATURA

3.1 *Eletroencefalograma - EEG*

O primeiro registro de EEG foi realizado em 1875 por Richard Caton, fisiologista britânico, que obteve registros de atividade elétrica nos cérebros de macacos e coelhos de forma invasiva. Entretanto muitos anos se passaram até que o método fosse aplicado em humanos. O primeiro a fazer isso foi um psiquiatra e neurologista alemão Hans Berger em 1928. Berger introduziu o termo eletroencefalograma quando mostrou que era possível registrar e estudar mudanças nos padrões elétricos do cérebro utilizando eletrodos fixados ao couro cabeludo de forma não invasiva (MEAD, 1949).

O EEG surge da atividade sináptica sincronizada em populações de neurônios corticais. A excitação dos neurônios pós-sinápticos cria uma voltagem extracelular próximo aos dendritos neurais. Esta carga é mais negativa do que em qualquer outra parte do neurônio. Esse fenômeno recebe o nome de dipolo e ocorre quando temos uma região de carga positiva separada de uma região de carga negativa por alguma distância. A região de carga positiva é denominada de fonte e a região onde predomina cargas negativas chamada-se sumidouro (JACKSON; BOLGER, 2014). Os eletrodos detectam a soma de cargas positivas e negativas na vizinhança. Um eletrodo só pode detectar dipolos quando está mais próximo da extremidade positiva ou negativa do dipolo. Um único neurônio não é capaz de gerar carga suficiente para ser detectado pelo eletrodo. Os eletrodos detectam a soma de cargas em sua vizinhança, isso ocorre quando os dipolos de vários neurônios de uma região se somam (DUGDALE, 1993; KANDEL E. R., 2000).

O obtenção do sinal de EEG é realizada através do eletroencefalógrafo, onde para uma boa qualidade na aquisição do sinal o equipamento de EEG deve estar sempre limpo e calibrado. Os cabelos e couro cabeludo devem estar limpos e secos. O uso de brincos ou outros materiais metálicos na região no exame não é permitida. O ambiente deve ser silencioso com luzes de baixa intensidade e sem interferência de equipamentos eletrônicos. O fluxo de pessoas próximo ao local do exame deve ser reduzido. A utilização do gel condutor aumenta a aderência do eletrodo ao couro cabeludo aumentando assim a captação do sinal. (CAPARELLI, 2007).

3.1.1 Eletrofisiologia do EEG

O EEG é obtido através de aferições nas correntes que fluem durante as excitações sinápticas (sinapses) dos neurônios ativos no córtex cerebral (PARUNAK et al., 2012). O córtex cerebral ou massa cinzenta é formada por neurônios, células da glia e fibras nervosas. Os neurônios são as células fundamentais do sistema nervoso formadas por três partes básicas:

- **Corpo celular** é porção que contém o citoplasma, núcleo e organelas.
- **Dendritos** são altamente ramificados, oferecendo extensas áreas de contato pra a recepção de informação. Recebem e enviam estímulos para o corpo celular.
- **Axônio** transmite informações através de pulsos regenerativos para várias partes do organismo. Podem alcançar até 1 metro de comprimento e podem se reunir em troncos nervosos contendo milhares de axônios.

As sinapses são as comunicações entre neurônios pré-sinápticos e pós-sinápticos e podem ser de origem elétrica ou química. A sinapse elétrica ocorre quando íons são transmitidos de uma célula a outra de forma direta. Na sinapse química ocorre liberação de substâncias químicas conhecidas como neurotransmissores. Estas substâncias alteram as propriedades elétricas da membrana ocasionando o surgimento do sinal pós-sináptico viabilizando comunicação entre os neurônios pré e pós sinápticos. O estímulo recebido pelo neurônio pós-sináptico altera o potencial da membrana do neurônio desencadeando potenciais de ação, também conhecidos como potenciais sinápticos. (CANTARELLI, 2016).

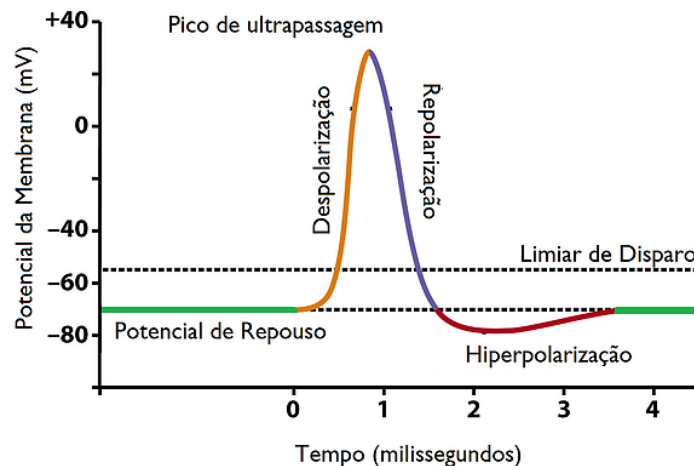
Potencial de Ação

Toda célula é revestida por uma membrana lipoproteica, denominada membrana plasmática. Dentro e fora da célula existem diferentes concentrações iônicas, sendo que essa divergência ocasiona uma diferença de potencial elétrico entre o meio interno e externo da célula, essa diferença é conhecida como potencial de membrana. Em uma célula nervosa, este potencial de membrana varia entre -65 mV a -70 mV (GUYTON, 2011).

O potencial de ação é uma variação no potencial da membrana ocorrida devido a permeabilidade a íons de sódio e potássio (Na^+ e K^+). Este fenômeno pode ser dividido em quatro fases (Figura 1). Quando a membrana celular do neurônio está em repouso e o

potencial entre interior e o exterior da célula está entre 65 a 70 milivolts (fase repouso) (GUYTON, 2011). Quando o célula recebe estímulo excitatório, o potencial de membrana se altera tornando mais positivo, abrindo os canais de sódio e desencadeando a entrada de íons sódio (Na^+) carregados positivamente para o interior da célula. A carga da célula continua a aumentar até que fique despolarizada (fase despolarização). Neste momento os canais de potássio se abrem e íons de potássio (K^+) fluem para fora da célula tornando a carga mais negativa e retornando aos valores originais (fase repolarização). Geralmente, devido ao fechamento mais lento dos canais de potássio, pode ocorrer a hiperpolarização da célula (hiperpolarização). Assim, a bomba de sódio-potássio entra em ação para regular as concentrações, retirando o sódio e permitindo a entrada do potássio na célula. Realizado esse mecanismo a membrana celular então retorna a seu nível de repouso, aguardando o próximo estímulo (Figura 1). Nos neurônios o potencial de ação se propaga no sentido do impulso nervoso, sempre em sentido único na fibra nervosa. O impulso nervoso se inicia nos dendritos, vai em direção ao corpo celular e é conduzido ao axônio seguindo para as extremidades do neurônio e longe do corpo celular (Figura 2) (CAPARELLI, 2007).

Figura 1 – Ocorrência de potencial de ação e suas fases

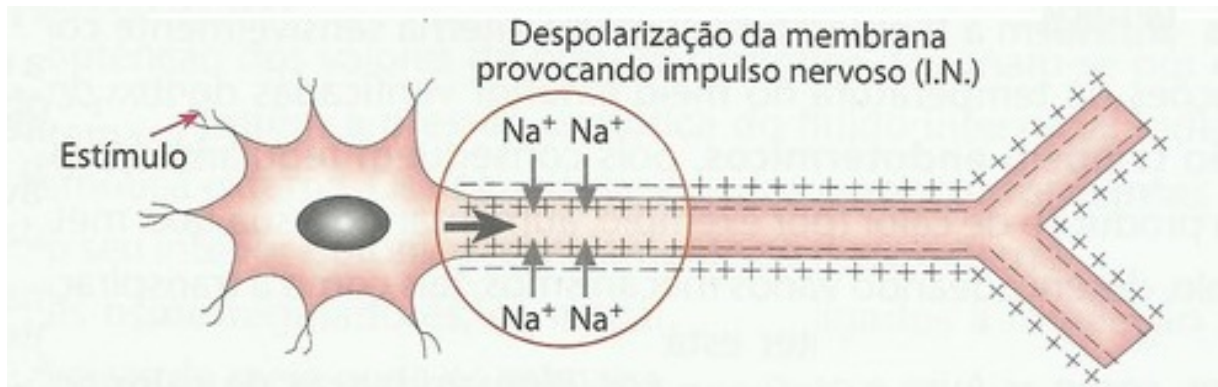


Fonte: "Potencial de Ação" em Brainy. Consultado em 28/04/2020. Disponível na Internet em <https://neuroibb.wixsite.com/brainy/potencial-de-ao>

3.1.2 Obtenção de registros de EEG

A obtenção dos registros se inicia com a fixação dos eletrodos em posições de acordo com o sistema internacional 10-20, este sistema determina a localização de cada eletrodo e distância entre eles com base em pontos de referência (Figura 3). Os sinais captados pelos

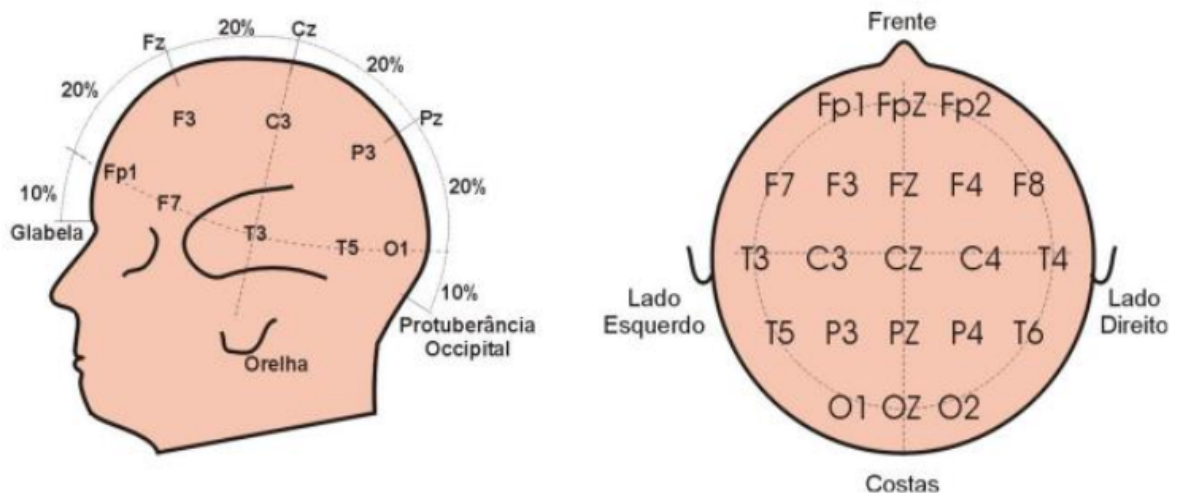
Figura 2 – Propagação do potencial de ação no axônio



Fonte: Adaptado de <https://biomaster12.weebly.com/blog> acessado em 28/08/1980

eletrodos são processados por dispositivos e então gravados em memória ou exibidos em papel.

Figura 3 – Posicionamento dos eletrodos de acordo com a norma internacional 10-20

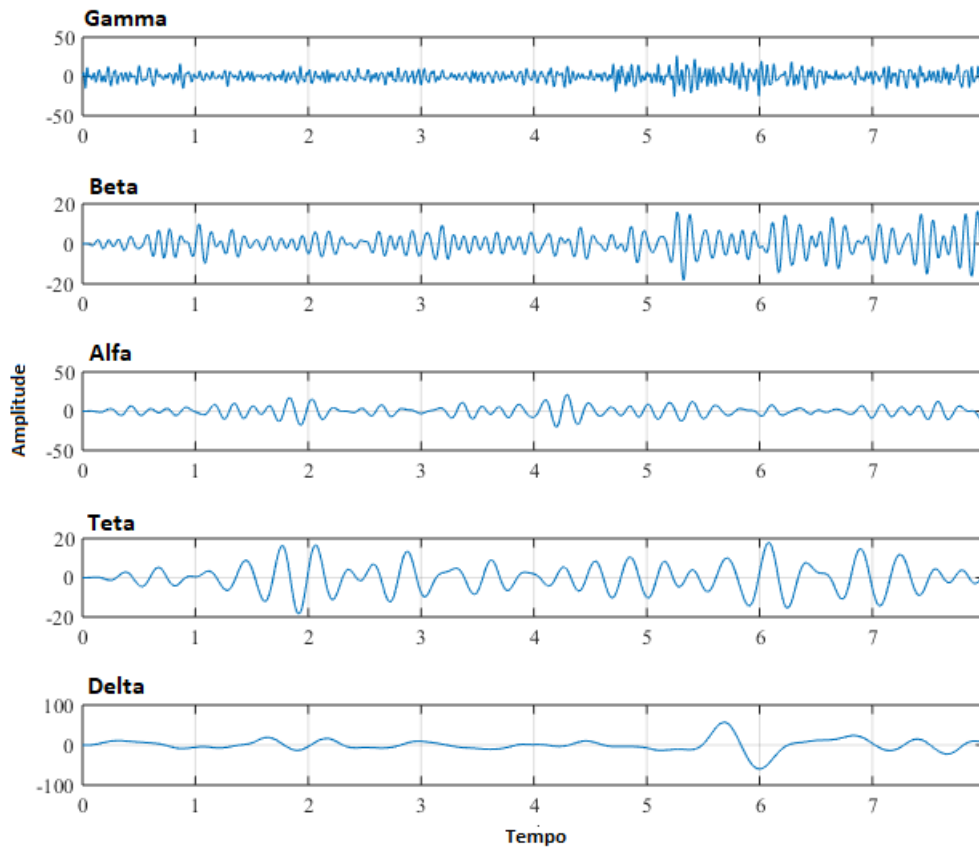


Fonte: Azevedo (2005)

Os Eletrodos fixados no couro cabeludo leem o sinal da superfície da cabeça. Os amplificadores do dispositivo de captura produzem os sinais de microvolt para a faixa onde eles podem ser digitalizados com precisão. O conversor muda os sinais da forma analógica para a digital, em seguida os dados são exibidos ou gravados. Os registros medem mudanças nos potenciais ao longo do tempo na condução do circuito elétrico básico entre o eletrodo de sinal (ativo) e o eletrodo de referência. Há ainda um terceiro eletrodo extra, denominado eletrodo de aterramento, que é necessário para obter a tensão diferencial

subtraindo as mesmas tensões que aparecem nos pontos ativo e de referência. O sinal obtido é classificado em bandas ou ritmos. Existem cinco tipos principais de ondas: gamma, beta, alfa, teta e delta ,sendo representados na Figura 4 durante um segundo (PARUNAK et al., 2012).

Figura 4 – Tipos de ondas cerebral



Fonte: Adaptado de <https://www.researchgate.net> acessado em 18/09/2020

Onda cerebral Gamma

são as ondas com frequência a partir de 30 Hz , representam várias funções que envolvem o processamento ativo de informações, como o reconhecimento de estímulos sensoriais. As ondas gamma são difíceis de registrar pelos eletrodos do couro cabeludo (CAMPISI; ROCCA, 2014).

Onda cerebral Beta

As ondas beta são registradas no intervalo de frequência compreendido entre 14 a 30 *Hz*, A atividade beta é caracterizada pelo estado de maior atenção, concentração e cognição. Podem ser percebidas nas áreas corticais, incluindo as regiões somatossensorial, frontal, parietal e motora (CAMPISI; ROCCA, 2014).

Onda cerebral Alfa

As ondas alfa estão compreendidas entre as frequências 8 e 14 *Hz* as ondas alfa são o ritmo mais dominante em indivíduos normais, mais evidente na região parieto-occipital caracterizada por sensações de relaxamento e meditação (CAMPISI; ROCCA, 2014). No registros de EEG as oscilações podem apresentar amplitudes “grandes o suficiente” para serem vistas claramente em traços fortes. É nas ondas alfa que o “Efeito Berger” pode ser observado.

Onda cerebral Teta

As ondas teta são observadas no intervalo de 4 a 8 *Hz*, este é um ritmo difícil de ser detectado sem auxílio de ferramentas computacionais. Ondas tetas são registradas durante estado de vigília, fase paradoxal do sono, meditação profunda, solução de problemas, demanda por memória e estado de sono REM (TIMO-IARIA; PEREIRA, 1971; KLIMESCH A M. DOPPELMAYR, 1996; CAMPISI; ROCCA, 2014; KRYGER M. H.; ROTH, 2011).

Onda cerebral Delta

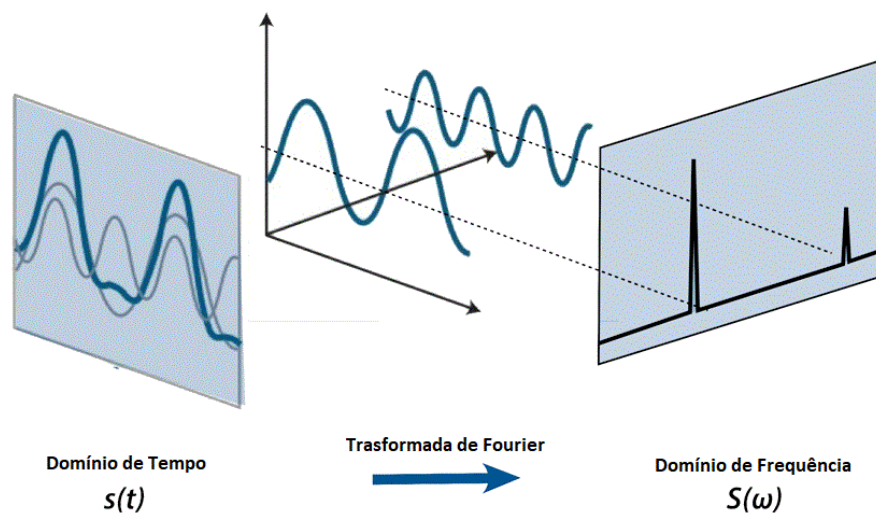
As ondas delta estão em frequências entre 0,5 e 4 *Hz*, estas ondas costumam predominar durante o chamado sono profundo. Nesse estágio, as ondas delta geralmente apresentam grandes amplitudes. Um aumento na atividade de ondas delta durante o desempenho de uma tarefa mental mostrou relação com indivíduos em recuperação física/mental e meditação profunda (CAMPISI; ROCCA, 2014).

3.2 Transformada de Fourier

Nesse trabalho a Transformada de Fourier (FT) é considerada o método convencional de análise das frequências para os sinais de EEG. A FT é o método de análise espectral amplamente adotado em pesquisas de processamento de sinais (FARINAH et al., 2015; DJAMAL; FURI; NUGRAHA, 2019). A execução da FT computacionalmente seria impraticável, pois necessitaria de memória infinita para tratar a característica contínua do sinal. A Transformada Discreta de Fourier (DFT) é o algoritmo que viabiliza o cálculo da FT de forma computacional.

A DFT é aplicada em sinais não estacionários e transforma os sinais de domínio de tempo para domínio de frequência (Figura 5). O caminho inverso também pode ser realizado se usarmos a Transformada Discreta Inversa de Fourier (IDFT). Sinais baseados em domínio de tempo refletem a quando os eventos ocorrem. Os sinais com representação no domínio de frequência atendem a periodicidade com que ocorrem.

Figura 5 – Transformada de Fourier



Fonte: Adaptado de <https://isaacscienceblog.com/2017/08/13/fourier-transform>

3.3 Série temporal e Sistemas dinâmicos

3.3.1 Definição de série temporal

Uma série temporal é uma coleção de medidas realizadas de forma sequencial em função do tempo. As séries temporais podem ser oriundas de um processo estocástico

(quando trata-se da presença de um componente aleatório associado à função matemática) ou determinística (quando os valores são determinados por uma função matemática do tempo).

No contexto de séries temporais oriundas de fenômenos biológicos há uma certa dificuldade em estabelecer sua classificação, se oriundas de processos estocásticos ou de processos determinísticos. Uma vez que, é difícil estabelecer e conhecer as equações matemáticas que governam aquele sistema em particular analisado.

3.3.2 Sistema Dinâmico

O Sistema dinâmico evolui a cada instante de acordo com um conjunto de regras matematicamente descritas que determinam como um estado do sistema se altera com o tempo (COSTA, 2014).

Espaço de fase

O espaço de fase pode ser considerado como um espaço abstrato onde o comportamento de um sistema pode ser representado. Sua representação é formada por variáveis dinâmicas do sistema especificando o estado do sistema (AKAY, 2000).

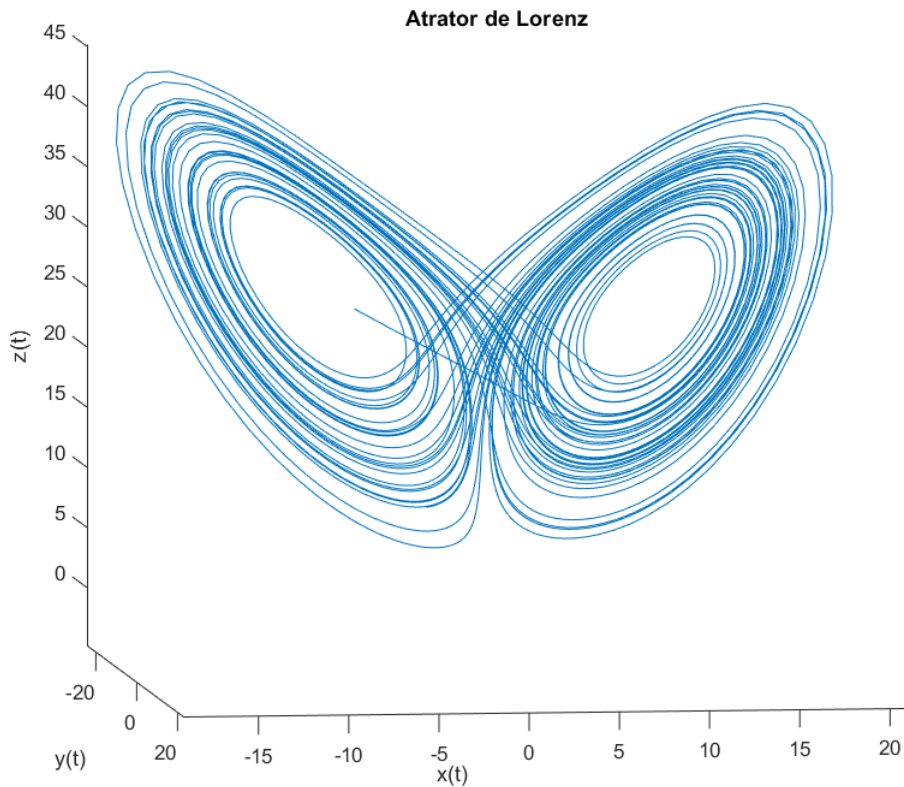
Formalmente, um sistema dinâmico é caracterizado por um espaço de fase, um tempo contínuo ou discreto e uma lei de evolução do tempo. Os elementos ou “pontos” do espaço de fase representam possíveis estados do sistema. Dado um sistema S em um tempo fixo t possa ser especificado por d componentes usados para formar um vetor. Supondo que o sistema S seja um oscilador harmônico, esses componentes poderiam ser sua posição e velocidade.

A Figura 6 ilustra o reconstrução do atrator de Lorenz no espaço de fase tridimensional. Para construção foi aplicado a equação:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = \sigma(y - x) \\ \frac{dy}{dt} = x(\rho - z) - y \\ \frac{dz}{dt} = xy - \beta z \end{cases} \quad (1)$$

onde $\sigma = 10$, $\rho = 28$, $\beta = 8/3$ e incremento de 0.025

Figura 6 – Atrator de Lorenz no espaço de fase tridimensional



Fonte: O Autor, 2020

O estado do sistema dinâmico em um dado instante no tempo pode ser representado por um ponto no espaço de fase. Ao passo que os valores das variáveis mudam com o tempo, onde uma trajetória é traçada, essa trajetória é chamada de diagrama de estado ou fase. O Diagrama de fase representa todo o sistema e sua forma pode elucidar, de maneira mais rápida, as qualidades do sistema (Figura 6).

3.4 Gráfico de Recorrência

A ideia de recorrência surgiu no século XIX, a partir do Teorema da Recorrência, do físico e filósofo francês J. H. Poincaré (1890). De acordo com Eckmann et al. (1987), com base nesse teorema introduziram uma ferramenta denominada gráfico de recorrência (em inglês *Recurrence Plots* - RP) com finalidade de visualizar a dinâmica de sistemas recorrentes.

A recorrência é uma propriedade fundamental dos sistemas dinâmicos. Embora pequenas perturbações desse sistema causem divergência exponencial de seu estado, depois de algum tempo o sistema retornará a um estado arbitrário próximo a um estado anterior e passará por uma evolução semelhante (MARWAN, 2003).

O RP pode ser entendido como uma matriz de pontos $N \times N$, preenchidas com pontos pretos e brancos. O ponto preto chamado de ponto recorrente é colocado na coordenada (i, j) sempre que $x(j)$ esteja suficientemente próximo de $x(i)$. Sua representação pode dar-se pela fórmula:

$$R_{ij}^{m,\varepsilon} = \theta(\varepsilon - \|x_i - x_j\|), \quad x_i, x_j \in \mathcal{X}, i, j = 1, \dots, N \quad (2)$$

onde:

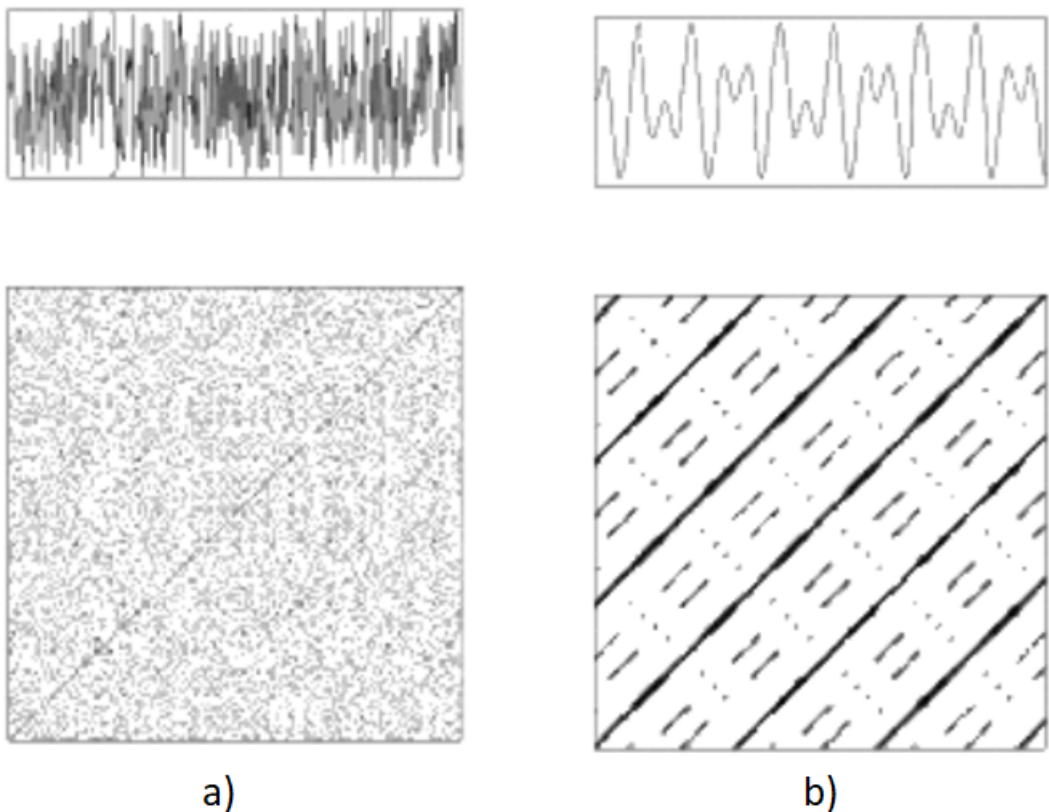
- N é o número de estados x_i utilizados na série temporal,
- ε é o limiar (*threshold*) a partir do ponto x_i ,
- $\theta(\cdot)$ é a função de *Heaviside*,
- $\| \cdot \|$ é a norma da vizinhança e
- m é a dimensão de imersão.

O gráfico de recorrência de uma serie temporal só poderá ser obtido após a escolha da dimensão de imersão, atraso de tempo e o limiar de recorrência (ECKMANN; RUELLE, 1987). A construção do gráfico de recorrência requer uma boa escolha dos parâmetros de incorporação (atraso e dimensão). A escolha inadequada desses parâmetros afeta a qualidade da reconstrução dinâmica, para seleção correta desses parâmetros podem ser usadas técnicas de critério de informações mútuas e o método de falsos vizinhos para a seleção de atraso e dimensão respectivamente (HAMADENE; PEYRODIE; SEIDIRI, 2007).

Este gráfico pode ser considerado uma ferramenta visual que apresenta diversas estruturas possíveis. Conforme a série analisada, o RP pode apresentar diferentes padrões visuais fornecendo assim informações sobre o sistema considerado. De acordo com (ECKMANN; RUELLE, 1987) há padrões de topologia de larga escala e os padrões de textura de pequena escala. Aqueles de larga escala fornecem visão geral do sistema e de pequena escala fornece uma análise mais detalhada do sistema. Segundo (MARWAN et al., 2007) os padrões de larga escala são classificados em:

- Homogêneo: Apresentam pontos pequenos quando comparados com o gráfico de recorrência como um todo, equivale dizer que o tempo de duração de cada linha diagonal ou vertical formada é curto em relação ao tempo total de exposição do sistema (Figura 7 a).
- Periódico: É comum em sistemas oscilantes que sempre apresentam linhas diagonais totalmente preenchidas e paralelas a diagonal principal. Este padrão também apresenta estruturas de blocos recorrentes (Figura 7 b)
- Deriva (*Drift*): Ocorrem principalmente quando o sistema possui uma variação de parâmetros lenta (Figura 8 a).
- Descontínuo: Ocorre descontinuidade causada por mudanças abruptas na dinâmica, bem como a ocorrência de eventos raros, ocasionando bandas brancas (Figura 8 b).

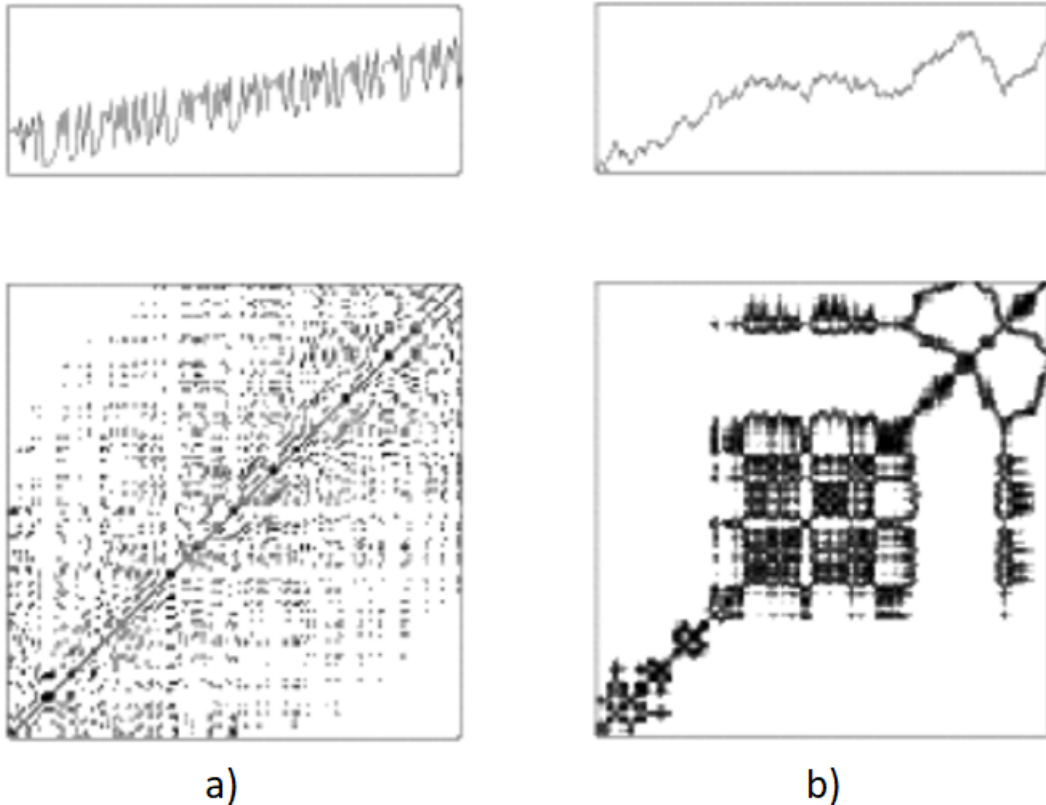
Figura 7 – Tipos Gráficos de Recorrências: a) Homogêneo; b) Periódico



Fonte: SANTOS (2010)

Os padrões de pequena escala, caracteriza-se principalmente pela ocorrência de pontos singulares, as linhas: diagonais, verticais e horizontais e as estruturas de blocos formadas por essas linhas.

Figura 8 – Tipos Gráficos de Recorrências: a) Deriva; b) Descontínuo



Fonte: SANTOS (2010)

- Pontos (*pixels*): Representam estados recorrentes. Se o ponto estiver isolado, significa um estado raro no sistema.
- Linhas Diagonais: Ocorrem quando uma parte da trajetória evolui de forma recorrente a outro segmento de trajetória, isto é, a região é revisitada em tempos diferentes. O comprimento dessas estruturas diagonais é determinado pela duração dessa evolução da trajetória.
- Linhas Verticais e Horizontais: A ocorrência de linhas demonstra um comprimento temporal de um estado que não se altera no sistema durante a evolução temporal (estado estacionário). Sistemas intermitentes geralmente apresentam esse comportamento.

3.4.1 Análise de quantificação de recorrência

Realizar a análise de um gráfico de recorrência de um sistema dinâmico, nem sempre formam estrutura tão bem definidas e claras. Interpretar gráfico é uma tarefa muito difícil

quando a estrutura não coincide com uma das quatro categorias na seção 3.4. Em 1992 Zbilut e Webber Jr. deram um importante passo adicional ao introduzir a análise de quantificação baseada em RP, tornando uma análise importante e bastante difundida, especialmente de dados fisiológicos. Diversos trabalhos e publicações usando a análise de quantificação de recorrência (em inglês *Recurrence Quantification Analysis* - RQA) podem ser encontrados na literatura (SANTOS, 2010; ACHARYA et al., 2016; FAN; CHOU, 2018; DING; CROZIER; WILSON, 2007; KARANDIKAR et al., 2013). Trata-se de um método eficaz para analisar a recorrência de um sistema dinâmico (MARWAN, 2003).

A principal característica desse método está na quantificação das linhas diagonais e verticais no RP. Essa análise inicialmente foi proposta por (ZBILUT, 1992) e mais tarde por (MARWAN, 2003).

Parâmetro baseado em recorrência

A Taxa de Recorrência (RR) - representa a densidade dos pontos de recorrência em um gráfico de recorrência, é definida pela equação:

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{ij}(\varepsilon) \quad (3)$$

Pode ser entendida como a probabilidade que um estado pode se repetir no sistema dinâmico.

Parâmetros baseados em linhas diagonais

Determinismo (DET) - é definido como a razão de pontos de recorrência que formam estruturas diagonais para todos os pontos de recorrência. Representado pela equação:

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=1}^N lP(l)} \quad (4)$$

onde:

- l é o comprimento da linha diagonal,
- N a dimensão do gráfico de recorrência
- $P(l)$ a probabilidade de existência linhas diagonais com comprimento l .

O valor resultante pode ser entendido como valor de previsibilidade do sistema, onde em sistemas de comportamentos periódicos o determinismo terá valor igual a 1.

Comprimento médio e máximo de linhas diagonais (ADL) - as linhas diagonais são medidas relacionadas com a divergência exponencial da trajetória do espaço de estado, onde as linhas tendem a ficar mais curtas à medida que as trajetórias dos seguimentos se divergem. O comprimento médio de linhas é definido por:

$$ADL = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(l)} \quad (5)$$

Entropia de Shannon (ENTR) - é considerado um indicador de complexidade do sistema obtido pela distribuição de frequências dos comprimentos das linhas diagonais. Definido por:

$$ENTR = \sum_{l=l_{min}}^N P(l) \ln P(l) \quad (6)$$

Parâmetros baseados em linhas verticais

Laminaridade (LAM) - é a razão entre os pontos de recorrência que formam linhas verticais, fornece a quantidade de estruturas verticais contido no gráfico de recorrência e é representada pela seguinte equação:

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=1}^N vP(v)} \quad (7)$$

onde:

- v é o tamanho da estrutura vertical
- $P^2(v)$ é probabilidade de a estrutura ocorrer na recorrência

- v_{min} é a quantidade mínima de estruturas que deve ser contabilizada.

Tempo de permanência (TT) - o tempo de permanência traz informação sobre a quantidade e comprimento de estruturas verticais no gráfico medindo o tempo médio que o sistema permanece em um estado. Definido pela equação:

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P(v)} \quad (8)$$

Comprimento máximo de estruturas verticais (V_{max}) - o comprimento máximo de estruturas verticais traz o tempo máximo que um estado permanece em um situação laminar:

$$V_{max} = \max(fv_i g_{l=1}^{N_v}) \quad (9)$$

Parâmetros baseados na teoria de redes complexas

Coefficiente de agrupamento (CC) - fornece a probabilidade de que duas recorrências de qualquer estado do espaço de fase também sejam recorrentes (MARWAN et al., 2009; WATTS; STROGATZ, 1998). Um coeficiente de clusterização elevado implica na ocorrência de muitas conexões transitivas. Definido por:

$$CC = \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j;k=1}^N R_{ij}^{m;''} R_{j;k}^{m;''} R_{k;i}^{m;''}}{RR_i} \quad (10)$$

onde:

- $RR_i = \sum_{j=1}^N R_{j;j}^{m;''}$
- $R_{j;j}^{m;''}$ é o gráfico de recorrência (Equação 2)

Transitividade (TRAN) - indica a probabilidade de pontos pontos diretamente recorrentes A e B possuam um terceiro ponto recorrente C em comum. Esta probabilidade é obtida através da equação (ROMERO et al., 2016):

$$TRAN = \frac{\sum_{i,j;k=1}^N R_{ij}^{m;''} R_{j;k}^{m;''} R_{k;i}^{m;''}}{\sum_{i,j;k=1}^N R_{ij}^{m;''} R_{k;i}^{m;''}} \quad (11)$$

4 MOTIVAÇÃO

Desde que os primeiros registros de eletroencefalograma foram realizados, várias projetos e pesquisas ocorreram e vários avanços foram alcançados. Progressos foram obtidos no desenvolvimento e melhoria de equipamentos e ou dispositivos de captura, tornando-os mais eficientes, menores e mais baratos. Muitos avanços surgiram nas tratativas e análises dos sinais de EEG. As pesquisas partem desde a análise visual, análise espectral e mais recentemente análise não linear.

A análise visual possui maior utilização na área médica para diagnósticos de algumas doenças como: epilepsias, Alzheimer e como ferramenta de diagnóstico de morte encefálica. Entretanto, uma grande quantidade de estudos destinados a área médica surgiram utilizando não só os métodos visuais. Basile em 2000 realizou um estudo para diagnóstico de esquizofrenia utilizando métodos quantitativos em EEG (BASILE, 2000). Em 2009 Dauwels *et. al.*, utilizou redes neurais para classificar a doença de Alzheimer em estado inicial (DAUWELS *et al.*, 2009). Também encontramos estudos para diagnósticos de epilepsia (CAO; WATABE; ZHANG, 2013), detecção de morte cerebral (CUI *et al.*, 2016) e saúde mental (KHOSROWABADI *et al.*, 2011).

Em outras áreas, como na Engenharia Biomédica, há resultados extraindo características dos sinais de eletroencefalograma para utilização em métodos de reabilitação com o desenvolvimento próteses para pessoas em reabilitação (CARRASCO, 2012) e dispositivos ligados a interface cérebro-computador. A extração dessas características podem ser obtidas por métodos de análise espectral ou análise não linear.

Neste trabalho temos como motivação compreender como os métodos não lineares podem contribuir para caracterizar ondas do ritmo alfa presentes durante a ocorrência do “Efeito Berger”. O método utilizado é a análise de quantificação de recorrência (RQA), comparando os resultados com resultados obtidos através da metodologia convencional de análise espectral, amplamente difundido no contexto de análise de sinais de EEG.

5 MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 Base de Dados

Os dados utilizados foram obtidos do projeto de pesquisa: *Alfa2bit*: criação de chaves liga e desliga usando atividade cerebral, do Departamento de Física e Biofísica da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP) Campus Botucatu - SP. É importante salientar que esse estudo se dedicou a análise dos sinais de EEG deste banco de dados oriundos do projeto supracitado. Participaram 60 voluntários entre homens e mulheres com idade entre 18 a 37 anos, com média de 21,93 anos e desvio padrão de 3,43 anos. O projeto foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade de Medicina de Botucatu sob o número CAAE 59229916.4.0000.5411 (Anexo A).

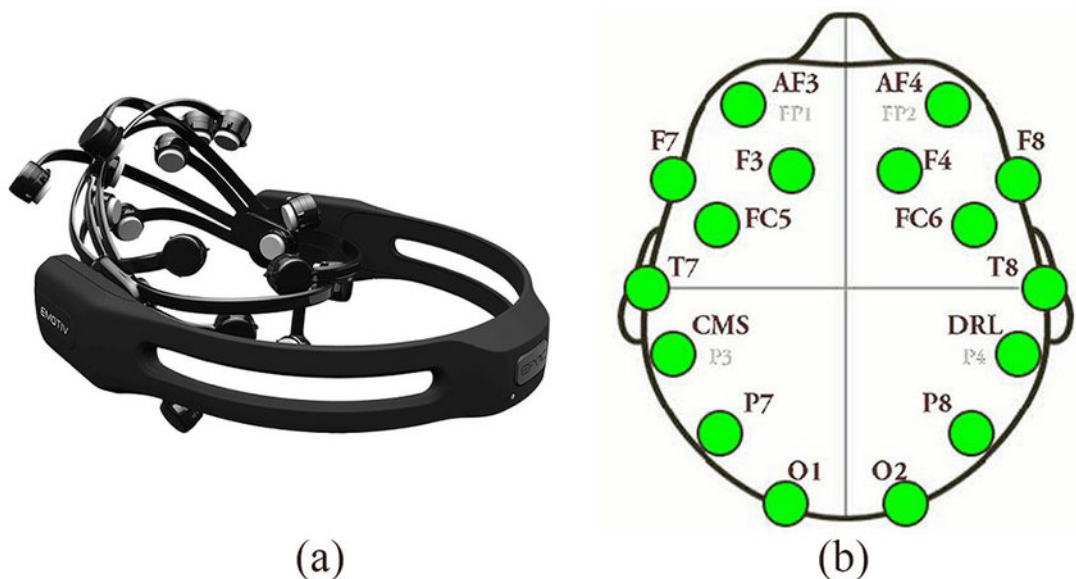
Os sinais foram obtidos com o dispositivo portátil para captação da atividade cerebral *Emotiv EPOC+* (Figura 9a). Foram utilizados 14 eletrodos posicionados conforme o sistema internacional 10-20 nas posições: antero-frontal (AF3 e AF4), frontal (F3 e F4), temporal anterior (F7 e F8), fronto-central (FC5 e FC6), temporal médio (T7 e T8), parietal (P7 e P8) e occipital (O1 e O2). Eletrodos representados com números ímpares foram localizados no lado esquerdo e eletrodos de números pares no lado direito do encéfalo (Fig 9b). O Equipamento realiza filtragem de corte duplo no sinal em 50 e 60 Hz contra ruídos de captação. Os sinais são digitalizados a uma taxa amostral de 128 Hz. Os dados digitalizados são transmitidos para o computador através de uma conexão *bluetooth* (Emotiv Systems, 2014). Para este estudo foram utilizados apenas os sinais obtidos através do eletrodos da região occipital (O1 e O2).

O protocolo de obtenção dos sinais consistia em uma sessão de 20 minutos de coleta para cada participante de estudo. O sinal gravado foi capturado em estados de olhos abertos e olhos fechados. Durante o experimento os participantes permaneceram sentados em posição confortável, sem estímulo sonoro ou visual e mínimo de movimentação. O participante mantinha os olhos abertos em relaxamento por um tempo de 1 minuto. Nesta etapa era permitido ao participante o piscar de olhos sempre que necessário. No segundo minuto do experimento, os participantes permaneceram na mesma posição, entretanto deveriam manter os olhos fechados durante 1 minuto. O procedimento foi repetido 10 vezes. Cada sessão produziu 10 séries de dados com 2 min de captação de atividade cerebral,

onde o primeiro minuto representa o estado olhos abertos e o segundo minuto o estado de olhos fechados.

As oscilações do ritmo alfa obtidas através de abertura e fechamento dos olhos são conhecidas como “Efeito Berger”. O Efeito Berger consiste no desaparecimento do ritmo alfa enquanto o indivíduo permanece em estado de olhos abertos e reaparecendo ao fechar os olhos. Esse efeito foi primeiramente descrito por Berger, onde ele afirmou que a atenuação do ritmo ocorria sempre que os olhos estavam abertos devido a uma inibição no córtex (BECKER et al., 2010). No estudo de Adrian, Yamagiwa (1935) foi considerado que durante o fechamento dos olhos os ritmos estariam retidos na região occipital do encéfalo e que na abertura dos olhos os neurônios lançavam várias frequências diferentes, ocasionando uma redução na sincronia.

Figura 9 – Dispositivo Emotiv EPOC+. a) Equipamento utilizado para a captura dos sinais. b) Orientação e posicionamento de eletrodos conforme o sistema internacional 10-20



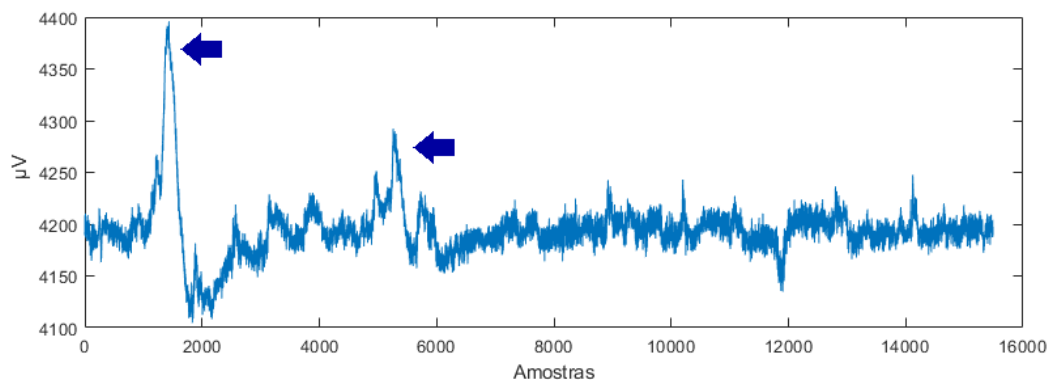
Fonte: <https://emotiv-website-uploads-live.s3.amazonaws.com/uploads/2018/11/a-Emotiv-EPOC-headset-b-Spatial-mapping-of-the-electrodes-on-the-scalp.jpg>

5.2 Pre-processamento dos dados

As séries foram disponibilizadas em formato EDF (*European data format*), para utilização destes dados foram convertidos para o formato de texto plano (*plain text*), compatível com qualquer aplicação. Essa ação resultou em um total de 1.200 séries com duração de 2 minutos cada uma.

Analisando os gráficos das séries, foi observado a presença de possíveis artefatos e ruídos ao longo das séries (Figura 10). Para remoção dos possíveis artefatos e ruídos, cada uma das series sofreu aplicação de filtragem em fase zero com filtro IIR passa banda de 2º ordem nos sentidos direto e reverso, usando taxa de amostra de 128 Hz na banda de interesse (banda alfa: 8 a 14 Hz). A escolha do filtro IIR se deu devido ao grande numero de series a serem analisadas. Filtros IIR necessitam de menos coeficientes e conseqüentemente apresentam maior velocidade de processamento. O filtro foi aplicado usando as ferramentas do Matlab® R2018a. Após a filtragem as séries foram divididas em primeiro minuto (olhos abertos) e segundo minuto (olhos fechados) resultando em 2.400 séries com aproximadamente 7.680 amostras cada uma.

Figura 10 – Ocorrência de artefatos ou ruídos ao longo da serie de EEG do eletrodo O1. Voluntário do sexo feminino de 18 anos - Sem aplicação de filtros



Fonte: O autor, 2020

5.3 Método convencional de análise - Transformada Rápida de Fourier

O algoritmo de FFT é um método para calcular a transformada de Fourier finita de uma série de pontos de dados N em aproximadamente $N \log_2 N$ operações. O algoritmo foi descrito por Cooley e Tukey em 1965 foi considerado novo por muitas pessoas conhecedoras que acreditava que a análise de Fourier era um processo que exigia algo em torno de N^2 operações (COOLEY; TUKEY, 1965; NUSSBAUMER, 1982). Na época, programas de computador usando os métodos de operação N^2 estavam, de fato, consumindo centenas de horas de tempo de máquina. Por fim o FFT trata-se de um algoritmo para aplicação e otimização da Transformada Discreta de Fourier (DFT). A DFT transforma o sinal no

domínio de tempo para o domínio da frequência, na forma de um espectrograma mapeando a contribuição das frequências compreendidas no sinal. Pode ser escrita por:

$$\bar{X}_k = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X_m e^{-j\frac{2\pi mk}{N}} \quad (12)$$

onde:

- X_m representa N amostras consecutivas do sinal contínuo $x(t)$.
- \bar{X}_k é considerada como representando N amostras consecutivas $\bar{X}(k,f)$ no domínio da frequência.
- K varia conforme: $K = 0, \dots, N - 1$.

A FFT foi aplicada a cada série de EEG do conjunto usando uma taxa de amostra de 128 Hz. O espectro aplicado foi referente a banda alfa, com faixa de frequência entre 8 e 14 Hz. É importante salientar que os resultados apresentados nesse trabalho usando FFT foram obtidos com colaboradores do trabalho, alguns já inicialmente discutidos em (SECO et al., 2019).

5.4 Método proposto de análise - análise de quanti cação de recorrência

O primeiro passo para a obtenção das medidas RQA é a estimação do correto e adequada dos parâmetros de incorporação, como tempo de atraso τ , dimensão de imersão m e limiar de recorrência ε . Sabe-se que a escolha inadequada desses parâmetros pode levar a obtenção das medidas incorretas e conseqüentemente à interpretação errônea dos dados. Em outras palavras, a falta de cuidado na obtenção desses parâmetros afeta a qualidade de construção do gráfico de recorrência e de suas medidas.

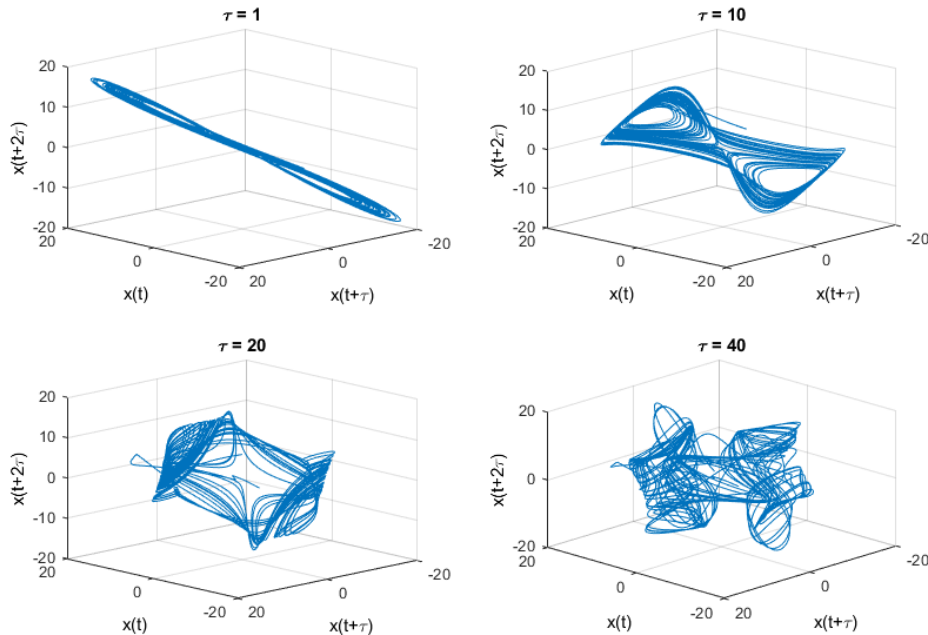
Como parte dessa metodologia proposta para a análise dos sinais EEG, os parâmetros de incorporação são estimados para o conjunto de dados. Somente após a estimação dos parâmetros adequados é que as medidas RQA são obtidas.

5.4.1 Determinação do tempo de atraso - τ

A determinação correta do tempo de atraso é fundamental para a reconstrução do espaço de fase. O espaço de fase é o ponto de partida para a obtenção das medidas de

dinâmicas não lineares. Essa determinação é baseada no teorema de imersão apresentado por Takens (TAKENS, 1981) que permite reconstruir um espaço de fase aproximado a partir de uma série temporal. O espaço de fases pode ser observado através de uma estrutura geométrica conhecida como atrator reconstruído. Essa nova estrutura é considerada equivalente ao atrator do sistema dinâmico que a originou. O tempo de atraso é um parâmetro utilizado para reconstrução do espaço de fase, seu valor deve ser escolhido com cuidado, pois valores pequenos resultam numa reconstrução achatada e valores elevados resultam em muito dispersamento. A Figura 11 apresenta um exemplo de reconstrução do atrator para o sistema de Lorenz com diferentes valores τ . Observa-se que a escolha deste parâmetro é importante para a correta representação do espaço de fases obtido a partir da componente x do conjunto de equações deste sistema conhecidas. Dentre os diversos valores do tempo de atraso, verifica-se que $\tau = 10$ se aproxima melhor do espaço de fases do sistema de Lorenz (Figura 11).

Figura 11 – Reconstruções do espaço de fases do sistema de Lorenz utilizando diferentes valores para o atraso ($\tau = 1$, $\tau = 10$, $\tau = 20$ e $\tau = 40$).



Fonte: O Autor, 2020

O valor do τ pode ser obtido através da função de correlação ou através da função de informação mútua. A função de correlação pode ser considerada inadequada para uso em sistemas não lineares, pois seu grau de relacionamento mútuo é aplicado sobre uma base linear (STINE, 1997). Portanto neste trabalho o método utilizado para obtenção

do tempo de atraso τ está baseado na função de informação mútua (FRASER, 1986). Esta função permite determinar se dois valores de uma mesma variável se relacionam em instantes de tempos diferentes (PEDRO-CARRACEDO et al., 2020).

A escolha de um atraso pequeno pode incorrer em sistemas praticamente lineares apresentando altos níveis de correlação entre os pontos. Valores elevados para o atraso podem resultar em sistemas sem nenhuma correlação (FIEDLER-FERRARA; PRADO, 1994).

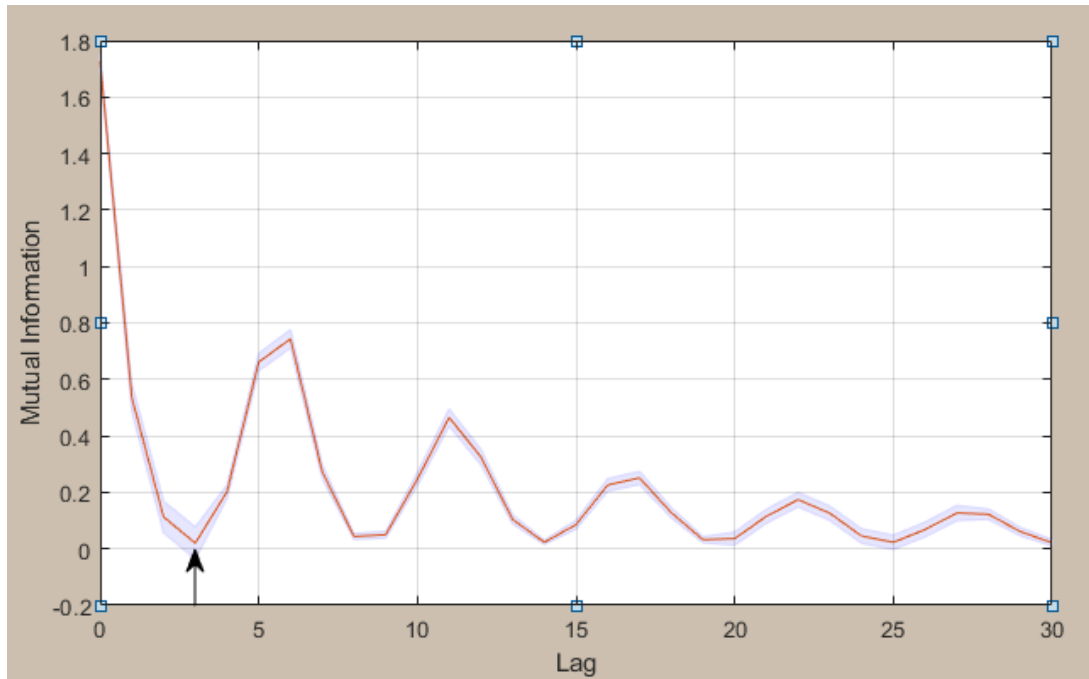
A função de informação mutua é definida por:

$$I(\tau) = \sum_{n=1}^N P(x_n, x_{n+\tau}) \log_2 \frac{P(x_n, x_{n+\tau})}{P(x_n)P(x_{n+\tau})} \quad (13)$$

onde $I(\tau)$ é a quantidade de informação obtida de x_n observando $x_{n+\tau}$, em que τ é o intervalo de tempo que minimiza a informação mútua contida em vetores vizinhos no decorrer de sua evolução, dessa forma podemos garantir o menor nível de informação redundante, identificando pontos correlacionados porém independentes entre si (FRASER, 1986). Dos valores apresentados pela função, devemos escolher o primeiro valor mínimo encontrado (HEGGER et al., 2012).

A Figura 12 exibe o resultado da cálculo da função de informação mútua, $I(\tau)$. A seta indica o primeiro mínimo local da função, valor a ser adotado com ideal para a série utilizada.

Figura 12 – Função de Informação Mútua e a determinação do passo de reconstrução ideal para um segmento de 1 minuto no momento de olhos abertos do eletrodo O1.



Fonte: O Autor, 2020

5.4.2 Determinação dimensão de imersão - m

Existem vários métodos que auxiliam na determinação da dimensão de imersão. Dentre as técnicas disponíveis destacam-se os métodos de dimensão de correlação e o método dos falsos vizinhos próximos (FNN) (B.KENNEL REGGIE BROWN, 1992; KANTZ; SCHREIBER, 2003). O FNN pode determinar de forma convincente a dimensão de imersão de um sistema dinâmico (HEGGER et al., 2012). A ideia principal do método consiste em diminuir a dimensão gradativamente, analisando o crescimento de vizinhos projetados a um ponto no espaço de fase. Estes novos pontos são chamados de falsos vizinhos próximos. O método de Kantz usa a quantidade desses FNNs como uma função da dimensão de imersão para encontrar o valor mínimo. Kennel et al. (1992) utiliza razões das distâncias entre os mesmos pontos vizinhos para diferentes dimensões. A dimensão ideal deve ser tomada onde os falsos vizinhos desaparecem. A Figura 13 apresenta um exemplo da variação do número de FNNs conforme variação da dimensão escolhida. O mínimo valor para a série temporal usada foi 4 onde há redução dos falsos vizinhos.

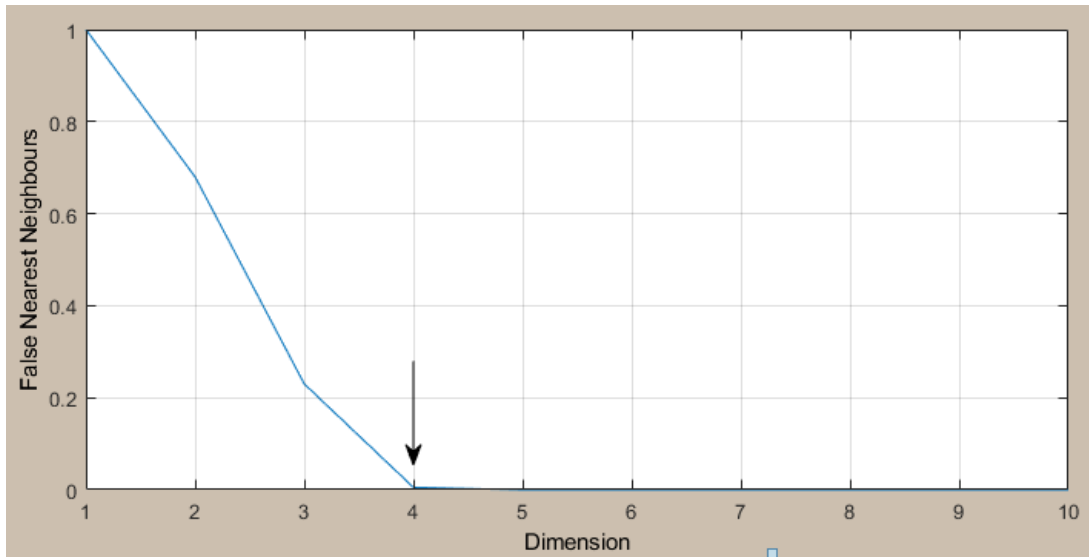


Figura 13 – Função de Falsos Vizinhos Próximos (FNN) e a determinação da dimensão de imersão ideal para um segmento de 1 minuto no momento de olhos abertos do eletrodo O1.

Fonte: O Autor, 2020

5.4.3 Limiar de recorrência - ε

O parâmetro de limiar de recorrência define o limite de recorrência, ou seja, a distância entre os pontos que serão considerados vizinhos no espaço de fase. Quanto maior for definido o valor do limiar mais pontos recorrentes o sistema possuirá. Ao contrário dos outros parâmetros de incorporação, o limiar não possui método ou função para o auxílio na escolha do valor ideal. A recomendação é que sejam calculados as medidas de RQA para o conjunto de dados usando um intervalo de valores de limiar (WEBBER; ZBILUT, 2005). Ao final os dados encontrados devem ser analisados. Webber e Zbilut orientam que o valor do limiar de recorrência deve ser escolhido de tal forma que o valor da taxa de recorrência permaneça baixo (WEBBER; ZBILUT, 2005). Neste trabalho também será observado o valor médio da medida determinismo - DET para a escolha do limiar ideal.

Seguindo essa recomendação foi buscado um valor de limiar que resultasse em um valor médio de taxa de recorrência menor que 5%, desde que não ocorressem valores iguais a 0%. Neste trabalho o determinismo também foi adotado como parâmetro para escolha do limiar.

5.5 *Análise Estatística*

Para apresentação da distribuição das medidas RQA foi usada a estatística descritiva. Para a comparação do conjunto de dados de olhos abertos e olhos fechados foi realizado teste de normalidade através do teste de Kolmogorov-Smirnov para os dois eletrodos da região occipital (O1 e O2), considerando cada uma das medidas RQA. Para os dados que apresentaram distribuição não gaussiana foi utilizado o teste Mann-Whitney, considerando nível de significância de 5% e intervalo de confiança de 95%.

Para a comparação entre os resultados obtidos com FFT e com as medidas RQA foi usado a análise multivariada de análise de componentes principais (em inglês *Principal Component Analysis* - PCA) identificando variáveis correlacionadas e agrupamentos através do cálculo de K-vizinhos mais próximos (do inglês *K-Nearest Neighbors* - KNN). O propósito é utilizar a FFT como padrão-ouro e encontrar suporte nos resultados utilizando a análise de componentes principais (PCA) para os resultados obtidos com RQA. Informações complementares sobre PCA estão disponíveis no apêndice A.

6 RESULTADOS

6.1 Características gerais do sinal

Durante a análise do sinal foram observados em algumas séries pontos onde a amplitude e o comportamento do sinal apresentavam valores inesperados. Estas séries podem ter sofrido influência de interferências (artefatos ou ruídos) no sinal. A Figura 14 mostra um fragmento do sinal de EEG apresentando interferência ou artefatos. Os artefatos ou interferências são causados por muitos fatores. Os movimentos corporais como mastigação e movimentos na cabeça, além da presença de outros equipamentos, podem causar a manifestação de interferências durante a captura dos dados de EEG. Campos eletromagnéticos, como lâmpadas fluorescentes e rede elétrica também podem interferir na obtenção dos sinais durante sua captura (CAPARELLI, 2007). Após a aplicação do filtro IIR direto e reverso em passa-banda de 8 a 14 Hz observamos um sinal de banda alfa livre de interferências. A Figura 14 apresenta um fragmento do sinal de EEG obtido após a aplicação do filtro IIR.

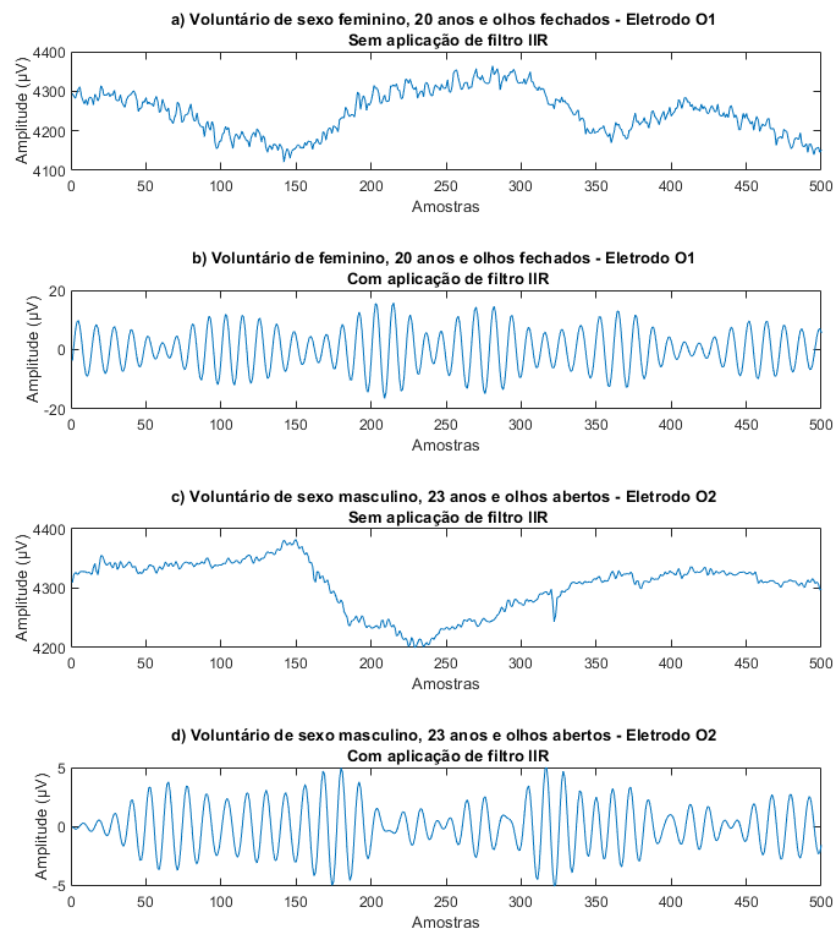
6.2 Obtenção dos parâmetros de incorporação

6.2.1 Tempo de atraso - τ

Os valores de τ obtidos foram dispostos em um histograma para melhor observação de sua distribuição quanto a sua frequência. A Figura 15 exibe a distribuição dos valores obtidos. Os valores ficaram compreendidos entre 3 e 4 no conjunto de dados. Observando o gráfico de distribuição concluímos que o valor de atraso igual a 3 foi o que atendeu a maioria das séries. Consideramos aqui que o valor ideal para τ foi o que satisfizesse o maior número de séries do conjunto ($\tau = 3$) e foi adotado nas etapas seguintes.

O tempo de atraso τ foi estimado usando a ferramenta *Cross Recurrence Plot Toolbox - CRP Toolbox* desenvolvida por Norbert Marwan, pela função: Informação mútua (MI) (FRASER, 1986; TECHNOLOGY; JOSE, 2008). A função MI foi aplicada a cada série. No conjunto de resultados encontrado em cada interação, selecionamos o primeiro valor mínimo encontrado. O processo foi repetido em todas as 2.400 séries do conjunto.

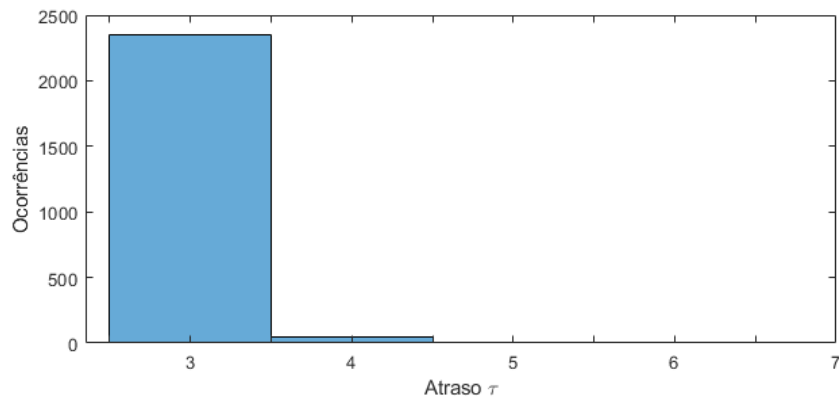
Figura 14 – Série de EEG antes e depois a aplicação do Filtro IIR



Fonte: O autor, 2020

Os valores mínimos obtidos foram gravados e em seguida exibidos em um histograma para análise de sua frequência (Figura 15).

Figura 15 – Distribuição dos valores encontrados para o atraso - τ

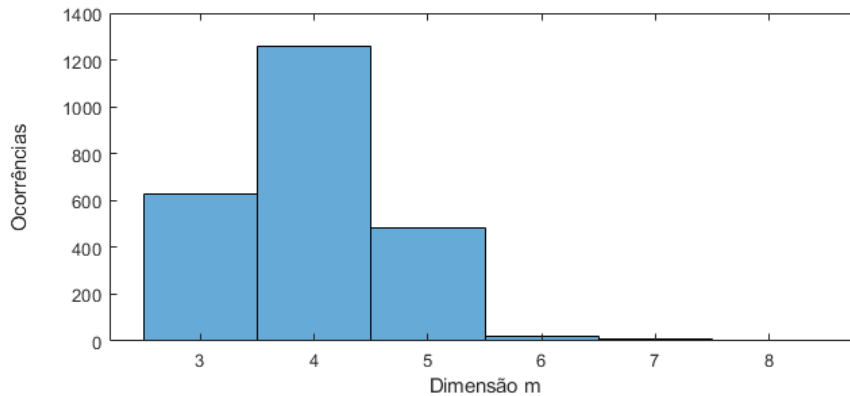


Fonte: O autor, 2020

6.2.2 Dimensão de imersão - m

A função de falsos vizinhos próximos foi aplicada a todas as 2.400 séries do conjunto. Esta função recebe como parâmetros a série a ser analisada e o valor do atraso obtido através da função de informação mútua. Como comentado anteriormente, o valor ideal para a dimensão é o que o número de falsos vizinhos caia a zero. Utilizando a mesma estratégia do atraso, os valores encontrados com função FNN foram dispostos em um histograma (Figura 16). A maioria das séries demonstrou ser atendida pelo valor de dimensão igual a 4. Ficando definido como valor ideal de dimensão.

Para obtenção dos valores de dimensão de imersão m , foi utilizado a função de falsos vizinhos próximos (FNN) (B.KENNEL REGGIE BROWN, 1992; TECHNOLOGY; JOSE, 2008). A função FNN foi aplicada a cada serie usando já adotando o τ escolhido na 6.2.1. No conjunto de resultados encontrado em cada interação, selecionamos o primeiro valor de dimensão que resultou em valor 0 de vizinhos falsos. O processo foi repetido em todas as 2.400 series do conjunto. Os valores obtidos foram armazenados e em seguida exibidos em um histograma pra análise de sua frequência (Figura 16).

Figura 16 – Distribuição dos valores encontrados para dimensão - m 

Fonte: O autor, 2020

6.2.3 Limiar de recorrência - ε

Foram realizados os cálculos das medidas de RQA para todo o conjunto de dados utilizando os valores de limiar em 0,3, 0,4 e 0,5. Os resultados encontrados foram avaliados de acordo com o valor médio da taxa de recorrência e determinismo obtidos com o RQA. Webber e Zbilut propuseram que deve-se escolher o limiar levando-se em consideração o limiar utilizado que resulte no menor valor médio da taxa de recorrência, onde o valor da taxa de recorrência não deverá ultrapassar 5% (ZBILUT, 1992). Dos valores de limiar testados o que obteve menor taxa de recorrência foi o conjunto de medidas calculadas para o limiar a 0,4. O valor médio da taxa de recorrência ficou em 2,9 – 4,3 % e o valor para determinismo em 85,4 – 2,9 %. Os valores de cada média da taxa de recorrência para os limiares testados podem ser observados na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores médios (μ) e desvio padrão (σ) das medidas de RR e de DET para cada limiar testado

Limiar ε	RR (μ σ)	DET (μ σ)
0,3	2,2 7,3%	82,2 3,1%
0,4	2,9 4,3%	85,4 2,9%
0,5	6,5 10,3%	87,3 2,6%

Em negrito o limiar selecionado como ideal.

6.3 Características gerais da distribuição dos valores das medidas de RQA

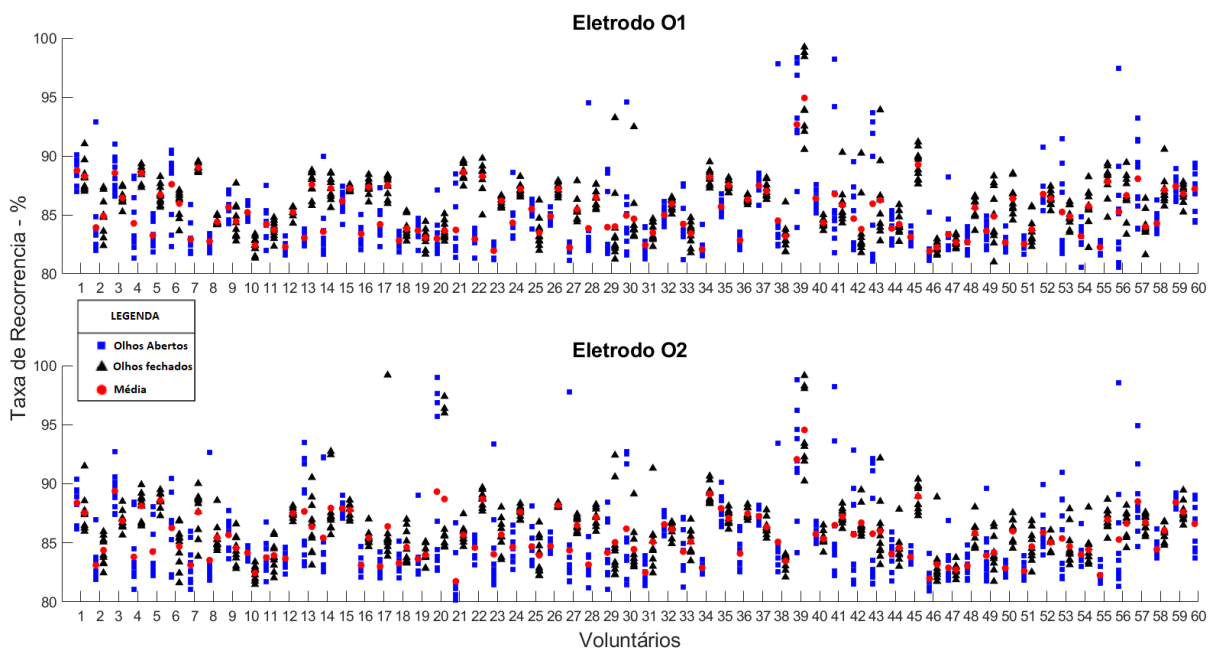
6.3.1 Análise da distribuição dos valores de RQA e detecção de *outliers*

Após a definição dos parâmetros de incorporação, foi iniciada a análise dos valores das medidas de RQA. Foi utilizado o gráfico de dispersão para avaliar possíveis *outliers* no conjunto nos momentos de olhos abertos e olhos fechados. Foi observado que algumas séries apresentaram valores discrepantes em relação ao restante do conjunto e então foram identificados e considerados *outliers*. Assim, foram removidos do conjunto.

O participante de estudo identificado pelo número 39 apresentou valores discrepantes em relação aos outros participantes. Isto pode ser observado para todas as medidas (Figuras: 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24 e 25). Todas as séries do voluntário 39 foram removidas do conjunto.

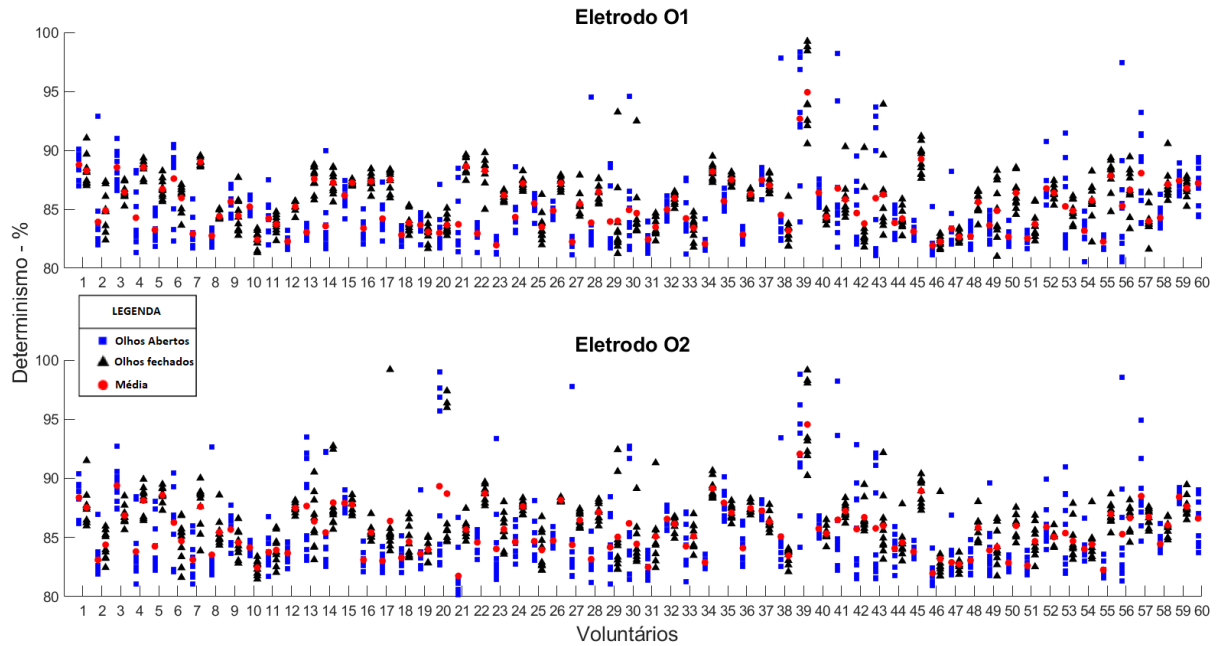
Os participantes: 20, 29, 30, 41, 43, 56 e 57 apresentaram algumas séries que foram discrepantes também em relação ao restante do conjunto (Figuras: 17, 19, 22, 23 e 24). As séries em desacordo foram identificadas e desconsideradas para os cálculos das medidas de RQA e da FFT.

Figura 17 – Dispersão dos valores de Taxa de recorrência (RR) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



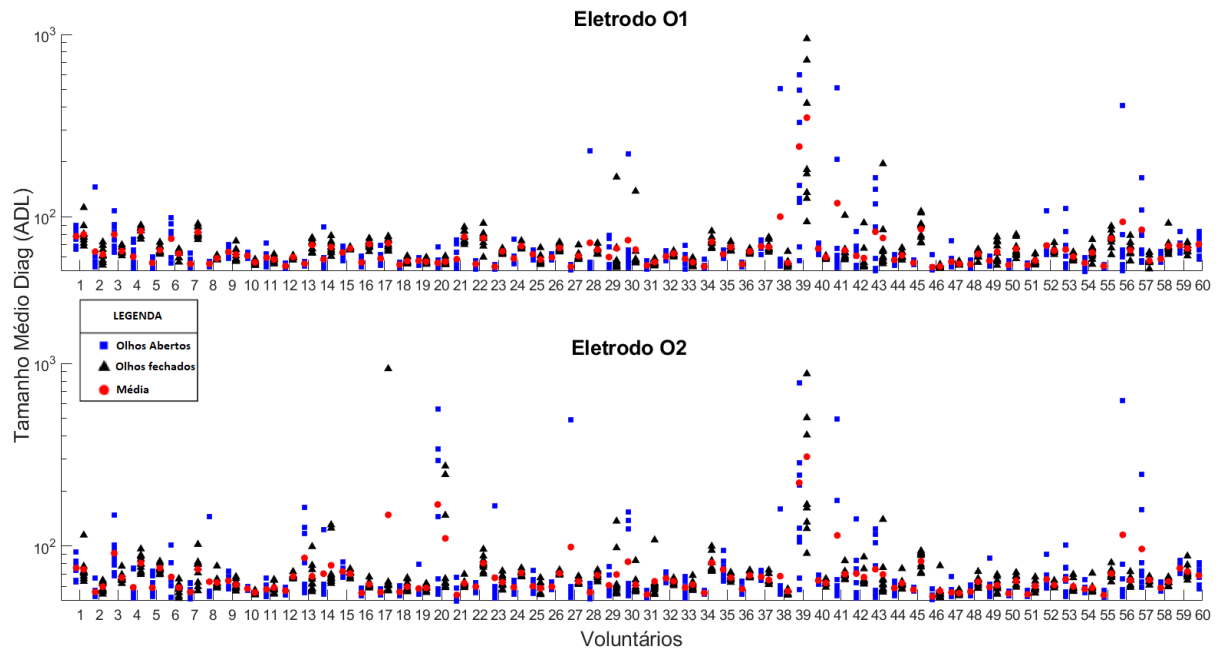
Fonte: O Autor, 2020

Figura 18 – Dispersão dos valores de Determinismo (DET) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



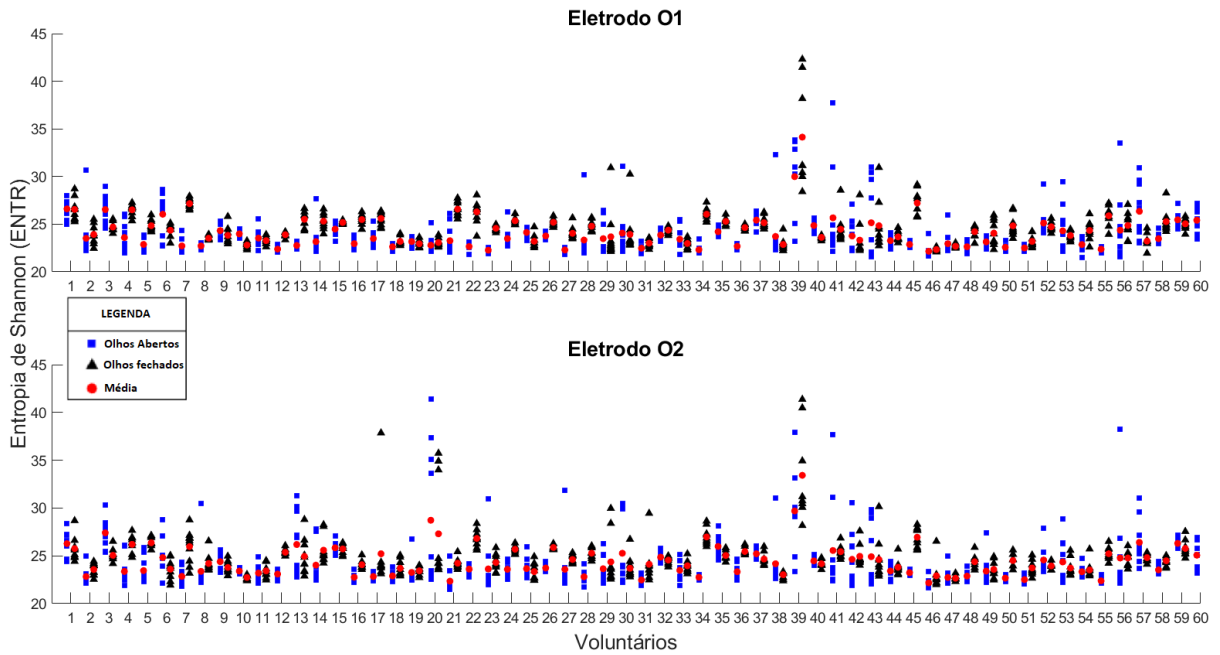
Fonte: O Autor, 2020

Figura 19 – Dispersão dos valores de tamanho médio de diagonal (ADL) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



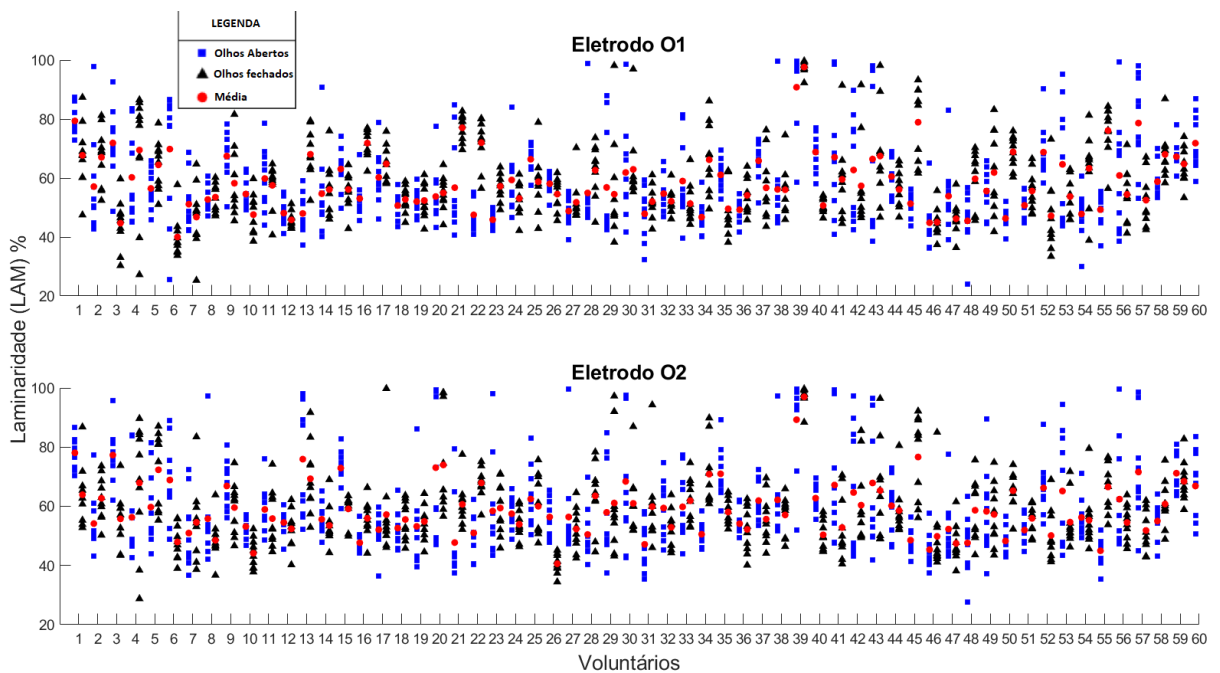
Fonte: O Autor, 2020

Figura 20 – Dispersão dos valores de Entropia de Shannon (ENTR) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



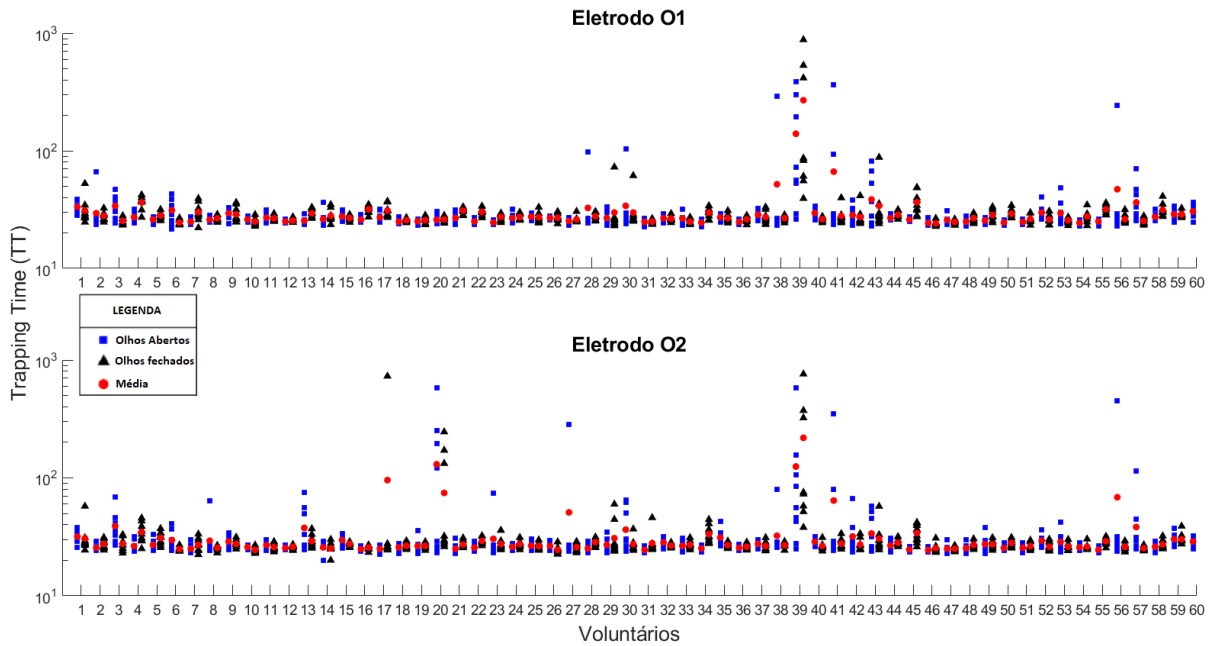
Fonte: O Autor, 2020

Figura 21 – Dispersão dos valores de Laminaridade (LAM) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



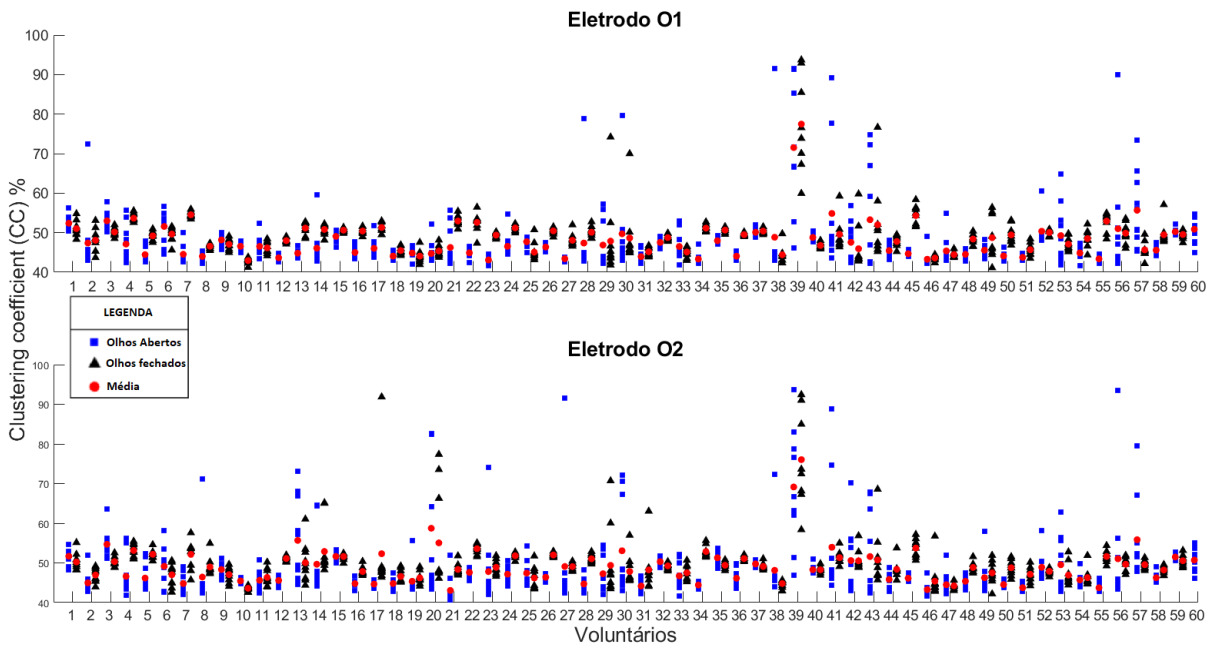
Fonte: O Autor, 2020

Figura 22 – Dispersão dos valores de tempo de permanência (TT) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



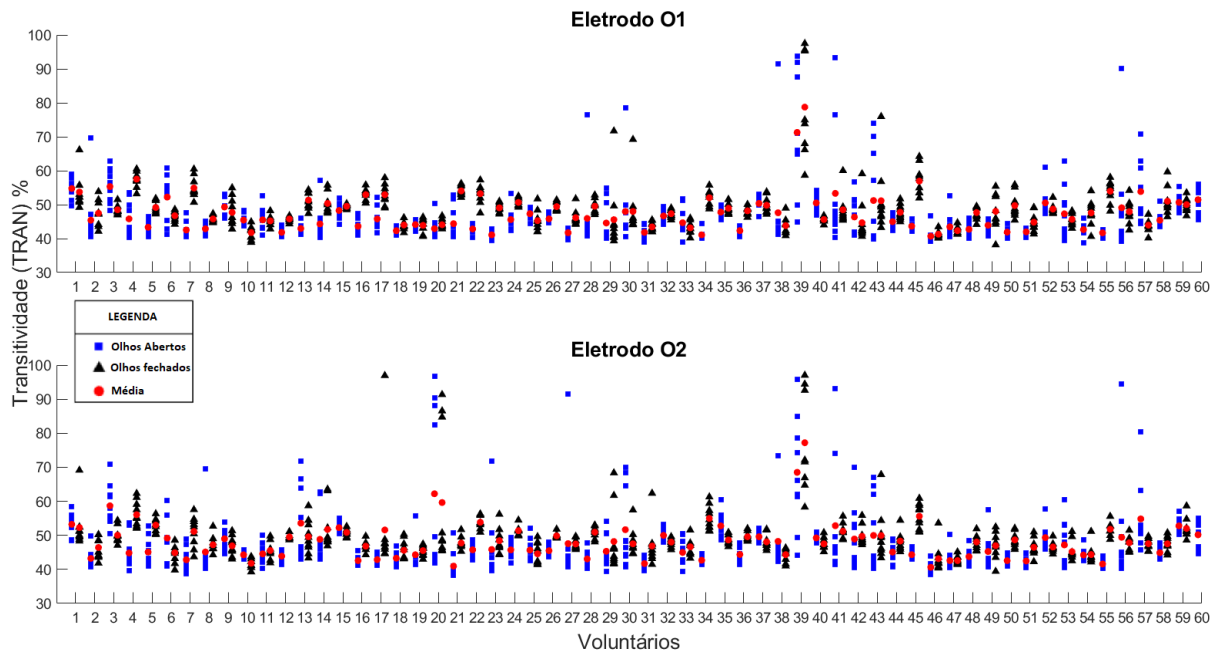
Fonte: O Autor, 2020

Figura 23 – Dispersão dos valores de Coeficiente de Clusterização (CC) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



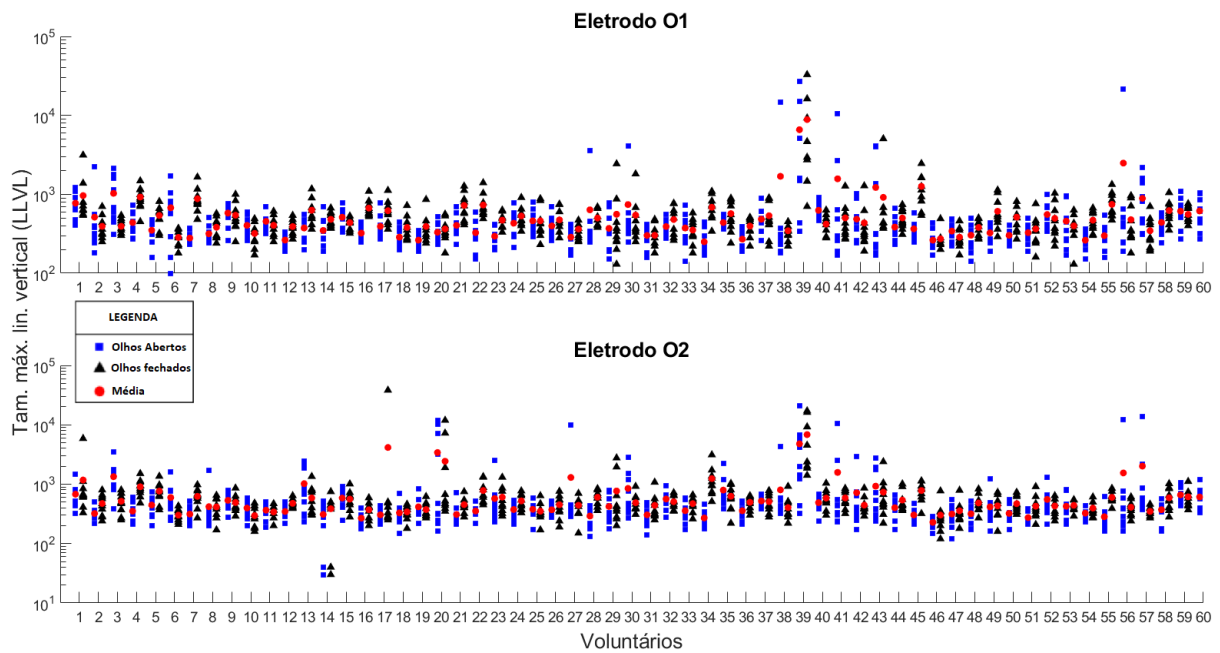
Fonte: O Autor, 2020

Figura 24 – Dispersão dos valores de Transitividade (TRAN) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada



Fonte: O Autor, 2020

Figura 25 – Dispersão dos valores de tamanho máximo de linhas verticais (LLVL) para cada um dos participantes do estudo. A média da distribuição dos valores de cada participante também é apresentada

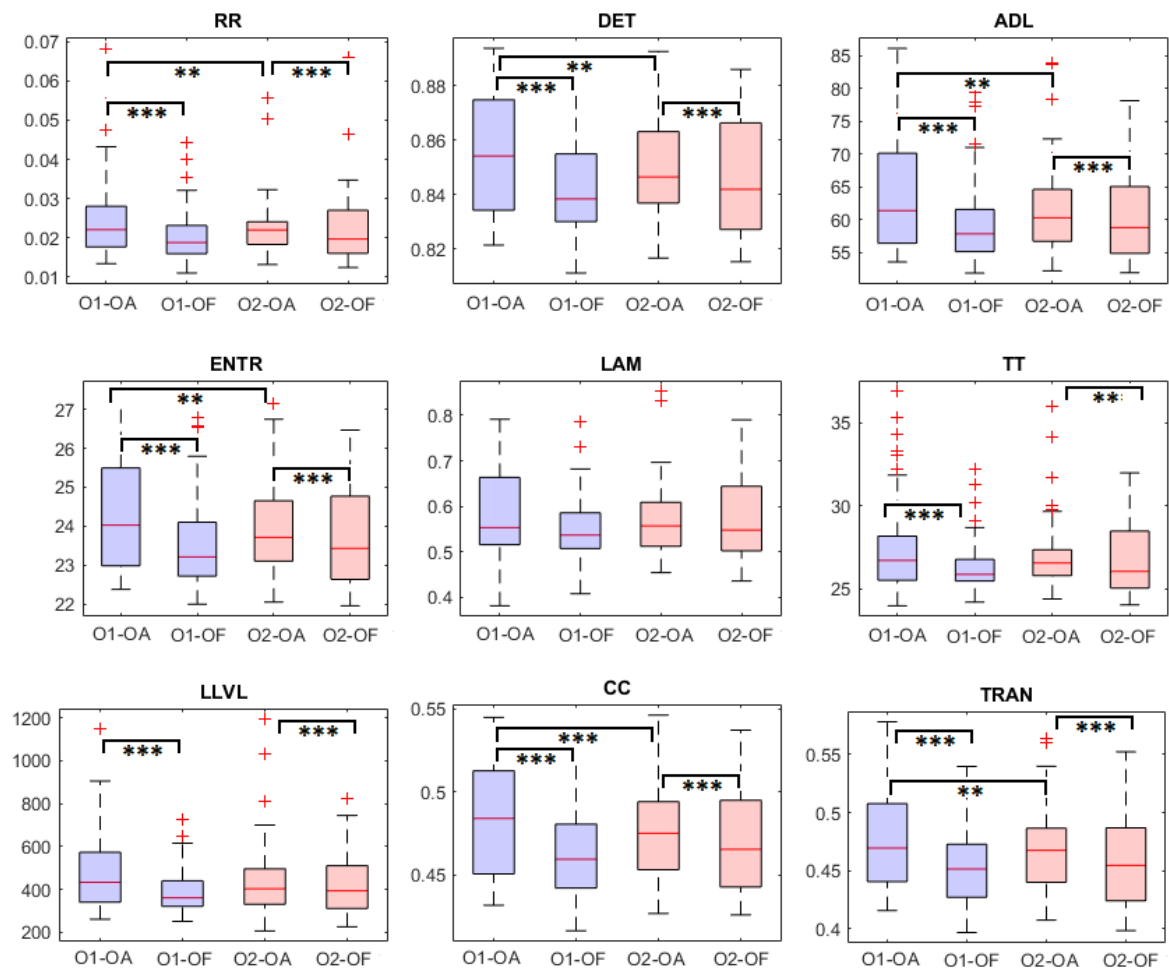


Fonte: O Autor, 2020

6.3.2 Distribuição das medidas RQA após exclusão dos *outliers*

A Figura 26 apresenta os valores para cada medida de RQA após exclusão dos *outliers*. Percebe-se que algumas medidas pela inspeção visual podem ser diferentes entre olhos abertos (OA) e olhos fechados (OF), sendo que para confirmação foi obtido o valor de p pelo teste Mann-Whitney. Ainda nessa Figura está ilustrado as comparações onde foi possível confirmar as diferenças estatísticas significativas. Podemos observar que as medidas que apresentaram diferença estatística significativa. foram: para o eletrodo O1 comparando os momentos de OA com OF as medidas RR, DET, ADL, ENTR, TT, LLVL, CC e TRAN, para eletrodo O2 comparando OA e OF as medidas RR, DET, ADL, ENTR, TT, LLVL, CC e TRAN, para a comparação entre eletrodos (O1 vs O2) no momento de OA as medidas RR, DET, ADL, ENTR, CC e TRAN. Na comparação entres os eletrodos O1 e O2 durante a OF, nenhuma medida apresentou diferença significativa.

Figura 26 – Boxplot de para os valores das medidas RQA entre olhos abertos e olhos fechados.



$*$ = $p < 0,05$, $**$ = $p < 0,01$, $***$ = $p < 0,001$.¹

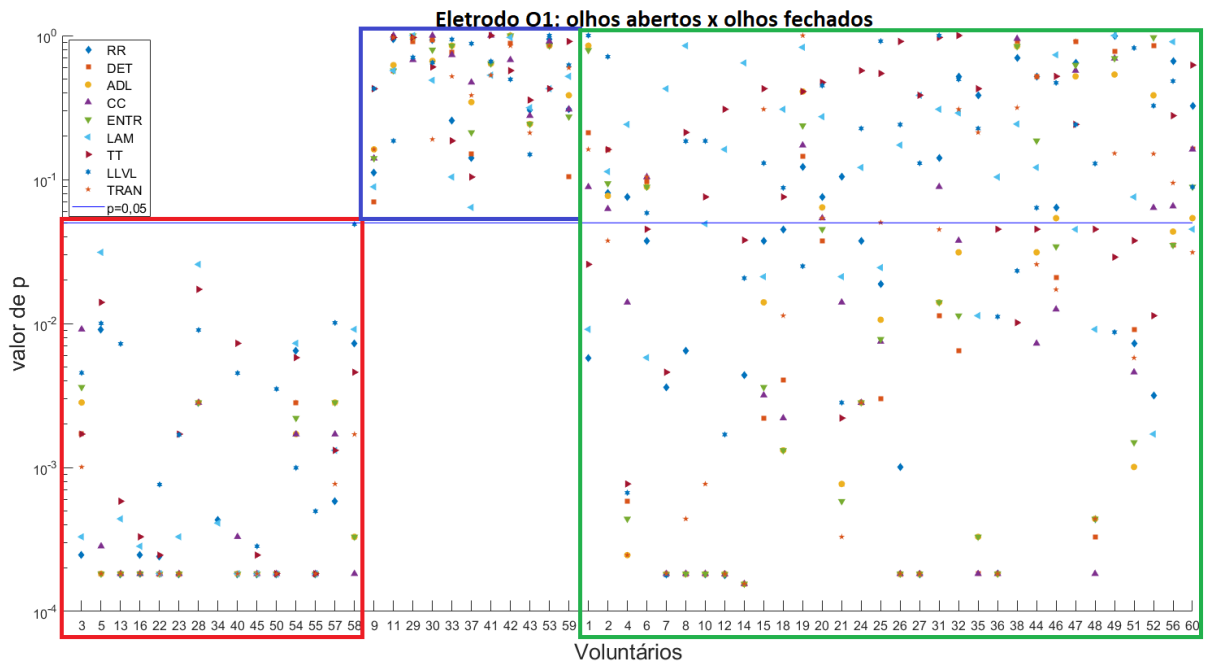
Fonte: O Autor, 2020

As Figuras 27 e 28 mostram os valores de p em cada medida por participante. A linha tracejada representa $p = 0,05$. Na Figura 27, referente ao eletrodo O1, os participantes do estudo foram organizados, para melhor identificação, a presença ou não de diferença estatística significativa. Foi observado que os 15 primeiros participantes apresentaram diferenças estatísticas em todas suas medidas de RQA, onde 8 são homens e 7 mulheres. Os 11 seguintes não apresentaram diferenças estatísticas em nenhuma das medidas, onde 9 eram mulheres e 2 eram homens. Os demais obtiveram diferenças estatísticas em algumas de suas medidas, onde 19 são homens e 13 mulheres.

A Figura 28 seguiu a mesma formatação com os dados do eletrodo O2. Os 10 primeiros voluntários apresentaram diferenças estatísticas em todas as medidas, onde 6 eram

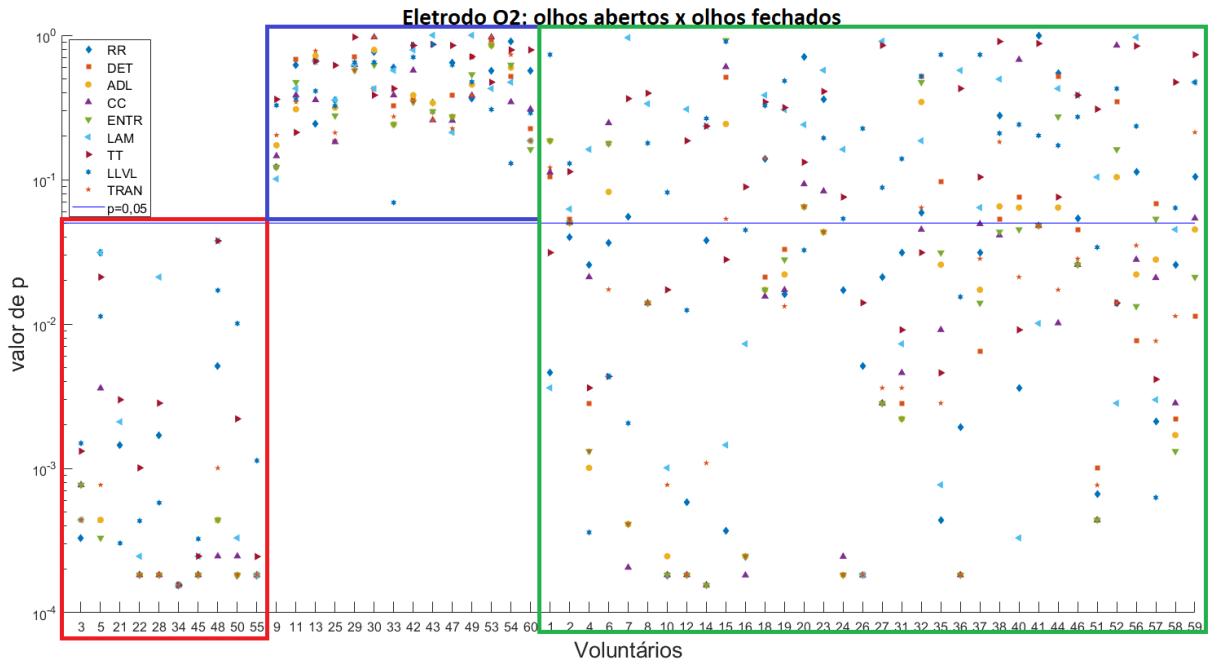
homens e 4 mulheres. Os 14 participantes seguintes não apresentaram diferenças estatísticas em suas medidas, onde 10 são mulheres e 4 homens. Os demais apresentaram diferenças em algumas de suas medidas, desse total 19 foram homens e 15 mulheres. Observamos que os voluntários 9, 11, 29, 30, 33, 42, 43 e 53 nos dois eletrodos não apresentaram diferenças estatísticas, onde todos os participantes de estudo são do sexo feminino.

Figura 27 – Valores de p em cada medidas de RQA por voluntário - Eletrodo O1 - Olhos abertos x Olhos fechados



Fonte: O Autor, 2020

Figura 28 – Valores de p em cada medidas de RQA por voluntário - Eletrodo O2 - Olhos abertos x Olhos fechados

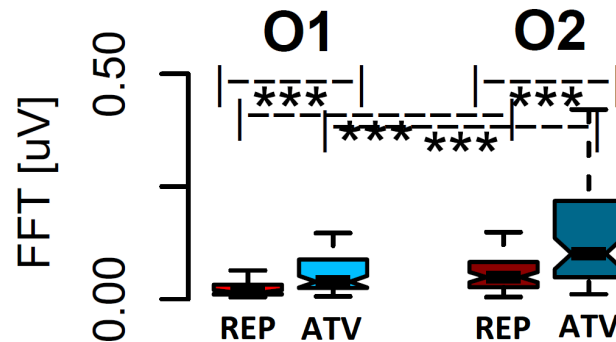


Fonte: O Autor, 2020

6.4 Características gerais da distribuição dos valores obtidos com a FFT

A Figura 29 apresenta os resultados obtidos para os eletrodos O1 e O2 nos momentos de olhos fechados e olhos abertos e o resultado de p para as comparações: Olhos fechados x olhos abertos em cada eletrodo, olhos fechados x olhos fechados entre eletrodos O1 e O2 e olhos abertos x olhos abertos entre eletrodos O1 e O2. É possível observar que foram constatadas diferenças estatísticas significativas nas comparações: entre olhos abertos e olhos fechados para os dois eletrodos (O1 e O2), olhos abertos entre eletrodos (O1 e O2), olhos fechados entre eletrodos (O1 e O2). Os valores de FFT apresentaram aumento significativo no momento de olhos fechados, esse aumento é mais evidente no eletrodo O2.

Figura 29 – Boxplot das medianas obtidas com a Transformada Rápida de Fourier entre olhos abertos e olhos fechados. Aqui * = $p < 0,05$, ** = $p < 0,01$, *** = $p < 0,001$.



Fonte: GERHARDT, G. J. L, 2019

6.5 Características gerais considerando análise de componentes principais

Dado o método proposto de análise e o método usual utilizado para análise de EEG, a análise multivariada de componentes principais foi aplicada. O propósito dessa análise é verificar se as medidas RQA apresentam correlação comparadas à FFT. Foram considerados as 9 medidas obtidas do RQA e os valores obtidos pela FFT. Para redução do número de entradas, a razão entre as medidas oriundas do sinal de olhos fechados e do sinal de olhos abertos foi obtida para cada eletrodo O1 e O2. Ao todo foram utilizadas informações de 58 participantes de estudo.

Os autovalores, percentual de variância explicado por cada componente e a variância acumulada para os eletrodos O1 e O2, estão presentes respectivamente na Tabela 2 e Tabela 3 (para detalhamento de como esses valores são obtidos consultar o Apêndice A). Nos dois eletrodos foram necessários duas componentes principais para alcançar a proporção de explicação adotada ($\geq 80\%$), critério escolhido seguindo a proposta de (JOHNSON R.A.; WICHERN, 1998; MANLY, 2008). Analisando os dados da Tabela 2, referente aos dados do eletrodo O1 pode-se observar que duas primeiras componentes principais (PC1 e PC2) já foram suficientes para explicar o conjunto. As duas componentes somam juntas a variância acumulada de 88,36%. Na Tabela 3, referente aos dados do eletrodo O2, também obtivemos que as duas primeiras componentes principais bastaram para explicar o conjunto, somando um total acumulado de variância em 86,76%. As demais componentes

que apresentaram baixo valor de variância e conseqüentemente pouco contribuem para explicar o conjunto foram descartadas sem causar perdas significativas ao conjunto.

Tabela 2 – Componentes principais obtidas, seus autovalores e percentual acumulado - Eletrodo O1

Componente	autovalores	% variância	% acumulado
PC 1	7,74	78,78	78,78
PC 2	0,94	9,58	88,36
PC 3	0,45	4,55	92,91
PC 4	0,37	3,77	96,69
PC 5	0,19	1,97	98,66
PC 6	0,10	0,98	99,64
PC 7	0,02	0,19	99,83
PC 8	0,01	0,07	99,90
PC 9	0,01	0,07	99,97
PC 10	0,00	0,03	100,00

Em negrito o componentes principais necessarias para explicar o conjunto.

Tabela 3 – Componentes principais obtidas, seus autovalores e percentual acumulado - Eletrodo O2

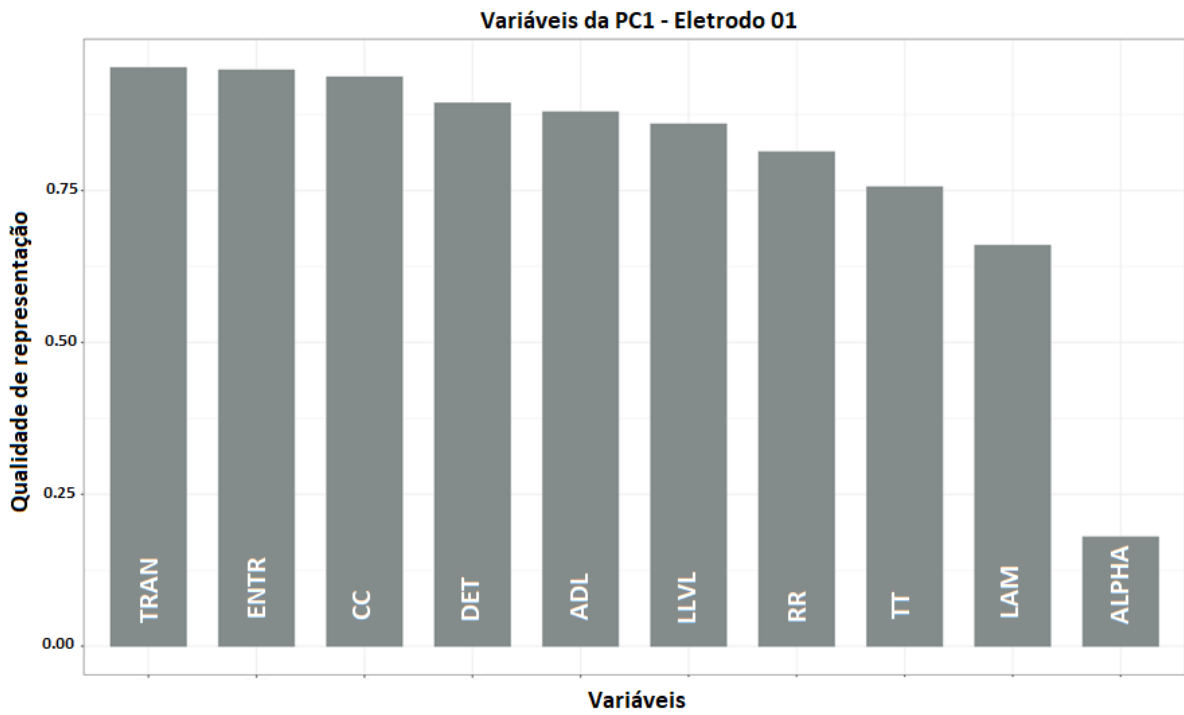
Componente	autovalores	% variância	% acumulado
PC 1	7,55	76,84	76,84
PC 2	0,97	9,91	86,76
PC 3	0,49	5,02	91,78
PC 4	0,4	4,51	96,29
PC 5	0,23	2,36	98,66
PC 6	0,08	0,80	99,46
PC 7	0,03	0,30	99,75
PC 8	0,01	0,12	99,87
PC 9	0,01	0,08	99,95
PC 10	0,00	0,05	100,00

Em negrito o componentes principais necessarias para explicar o conjunto.

Para o eletrodo O1, a primeira componente principal explicou 78,78% e nessa componente principal as variáveis que mais obtiveram representatividade foram as medidas de RQA: Transitividade (TRAN), Entropia de Shannon (ENTR) e Coeficiente de Clusterização (CC), com valores 12,09 %, 12,04 % e 11,89 % respectivamente (Tabela 4). A variável de menor representatividade foi ALPHA (Razão entre olhos fechados e olhos abertos obtida pelo espectro de potência). Percebemos que 3 medidas de RQA são responsáveis pela explicação da PC1 (ver Figura 30). A segunda componente principal apresenta ALPHA como variável com maior percentual de explicação. Na PC2 as demais variáveis apresentaram percentuais abaixo de 10 %, sendo então explicada (em maior percentagem) pelos dados de origem da FFT (Figura 31). Esse resultado está coerente e corrobora com a literatura, uma vez que, é esperado que a variável obtida da FFT

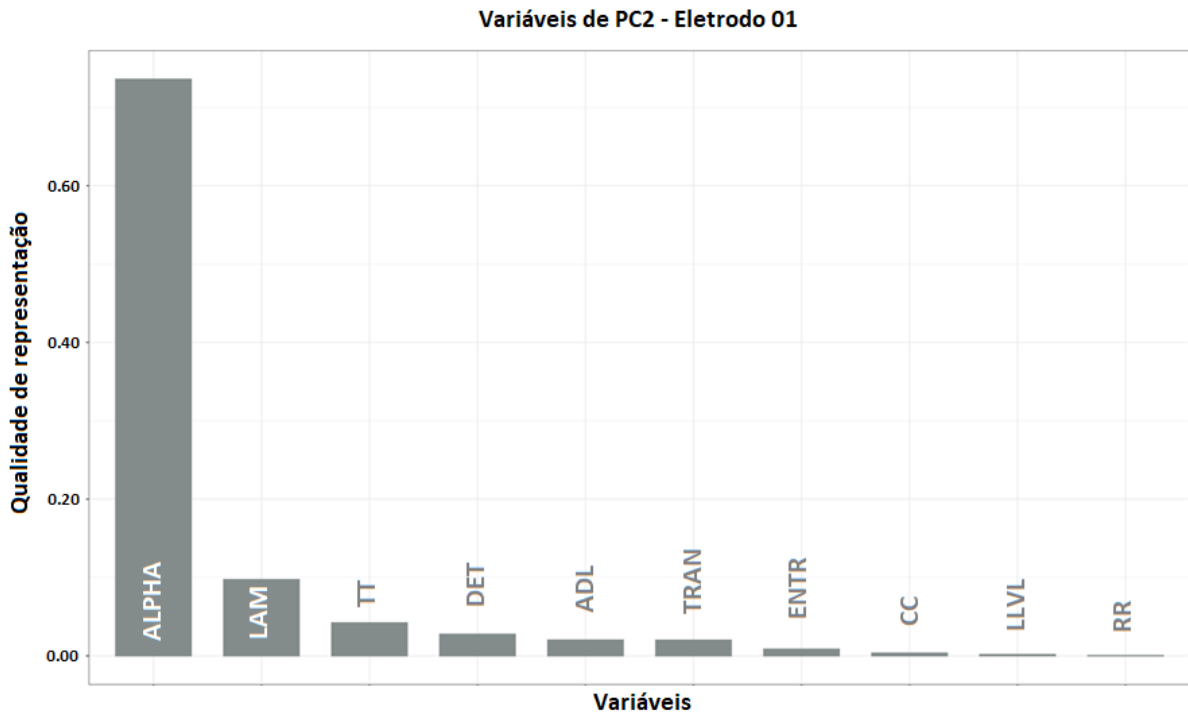
contribua para a explicação dos dados, pois é considerada o método convencional de análise ou padrão-ouro.

Figura 30 – Representatividade das variáveis na PC1 - Eletrodo O1



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L, 2020

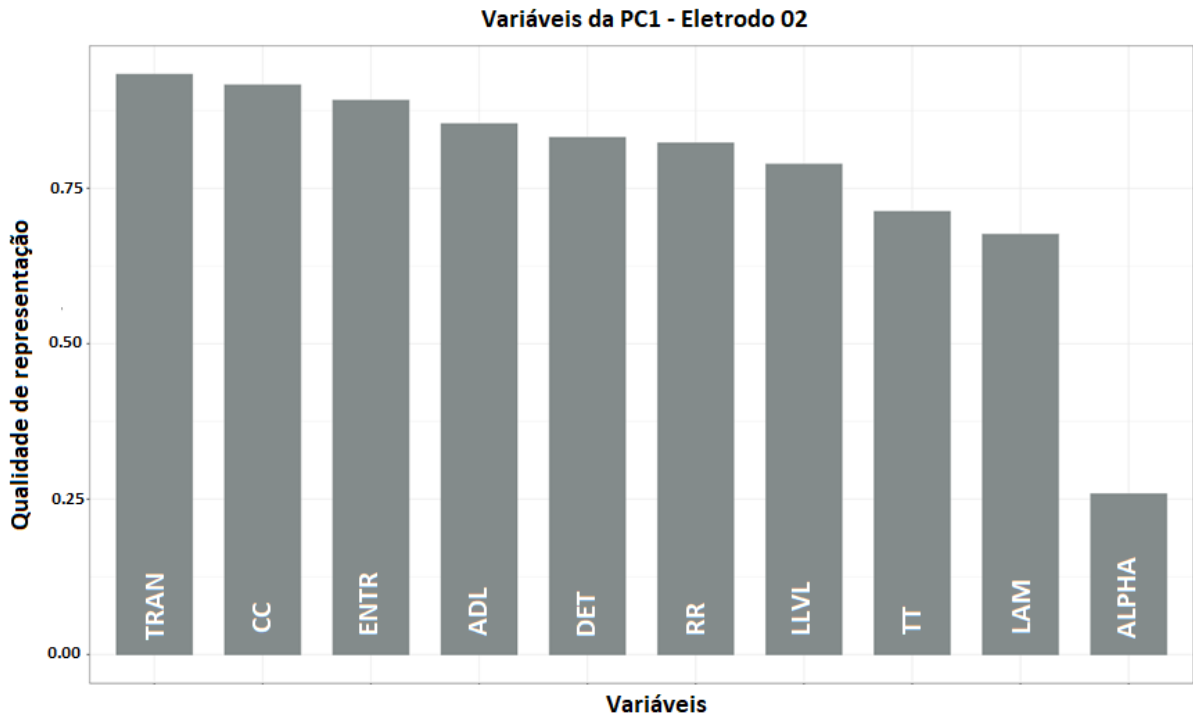
Figura 31 – Representatividade das variáveis na PC2 - Eletrodo O1



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L., 2020

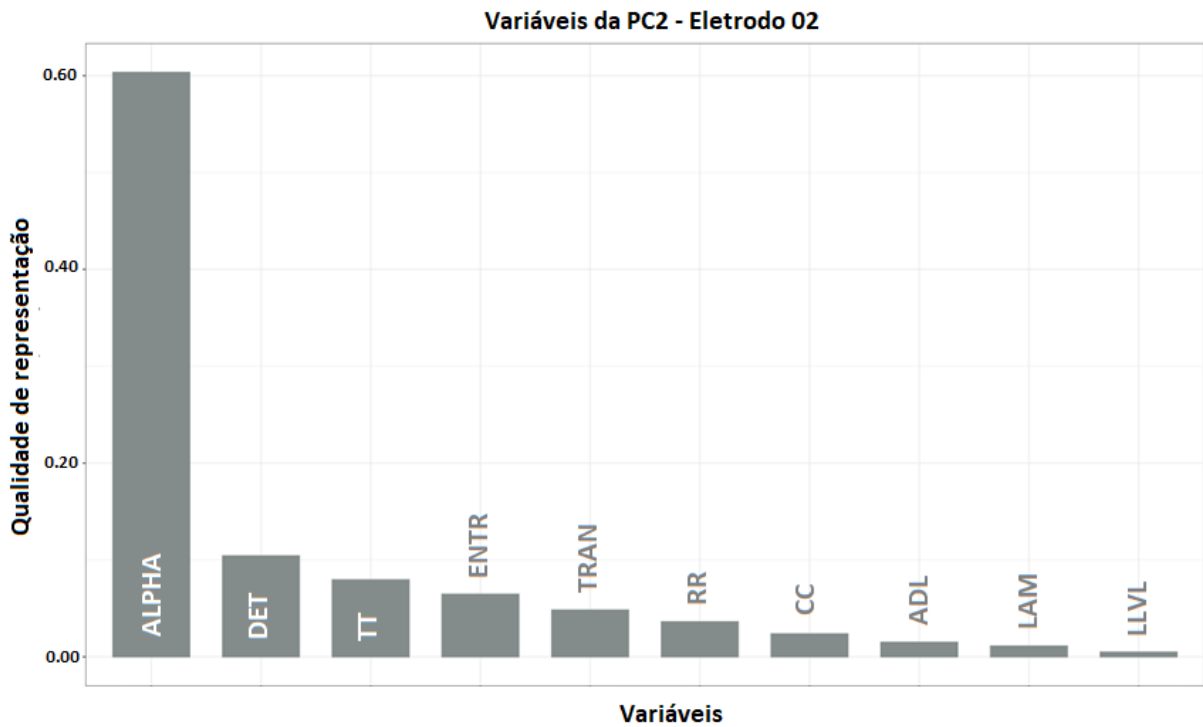
No eletrodo O2, encontramos uma situação muito semelhante ao eletrodo O1. A primeira componente principal também apresentou com maior representatividade de explicação 3 medidas de RQA, apenas com uma pequena alteração na ordem de relevâncias: Transitividade (TRAN), Coeficiente de Clusterização (CC) e Entropia de Shannon (ENTR) lideram a representatividade (ver Figura 32), com valores 12,14 %, 11,92 % e 11,60 % respectivamente. A PC2 obteve o mesmo comportamento apresentado pelo eletrodo O1 (ver Figura 33), sendo que a variável ALPHA é mais predominante para a explicação da PC. A Tabela 4 mostra os valores de contribuição de cada variável para PC1 e PC2 nos eletrodos O1 e O2.

Figura 32 – Representatividade das variáveis na PC1 - Eletrodo O2



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L, 2020

Figura 33 – Representatividade das variáveis na PC2 - Eletrodo O2



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L, 2020

Tabela 4 – Contribuição explicativa das variáveis PC1 e PC2.

Medida	Eletrodo O1		Eletrodo O2	
	PC 1	PC 2	PC 1	PC 2
RR	10,33	0,04	10,71	3,66
DET	11,35	2,88	10,82	10,52
ADL	11,16	2,12	11,11	1,52
ENTR	(12,04)	0,90	(11,60)	6,52
LAM	8,37	10,17	8,80	1,13
TT	9,59	4,41	9,27	8,02
LLVL	10,91	0,19	10,26	0,49
CC	(11,89)	0,38	(11,92)	2,39
TRAN	(12,09)	2,10	(12,14)	4,87
ALPHA	2,28	(76,81)	3,36	(60,87)

Em negrito as variáveis com maior contribuição explicativa.

As Figuras 34 e 35 mostram as projeções de cada uma das variáveis no plano para O1 e O2. Para ambos os casos foram consideradas apenas as PC1 e PC2. Cada Figura consiste em um *biplot*, onde são apresentados no plano cartesiano os indivíduos. Na Figura 34 observa-se a formação de 3 agrupamentos (que foram definidos pelo cálculo do K-vizinhos mais próximos (do inglês *K-Nearest Neighbors* - KNN).

A Tabela 5 traz informações de grupo. Nos dois eletrodos o grupo 1 apresentou maior número de voluntários, 28 (O1) e 31 (O2) e voluntários de idade mais elevada. Foi observado que a maioria dos integrantes são do sexo masculino, 60,7% (O1) e 54,8% (O2) e encontramos o maior número de voluntários que apresentaram RQA C e o menor número de ocorrências no RQA A. O grupo 2 no eletrodo O1 apresentou maioria pertencendo ao sexo feminino (69,3%), idade média de 22 anos e maior ocorrência de RQA C. O mesmo grupo no eletrodo O2 apresenta a mesma quantidade de homens e mulheres, o menor valor de idade média (20,8 anos) e apenas um voluntário no RQA B. O grupo 3 do eletrodo O1 apresentou pequena maioria dos voluntários com sexo masculino (52,4%). O grupo não possui voluntário com o RQA B. No grupo 3 do eletrodo O2 obtivemos maioria mulheres, idade média de 21 anos e maioria dos voluntários apresentando RQA C. Confrontando os dados da Tabela 5 com as Figura 34 e Figura 35 podemos observar que o grupo 2 de O1 e grupo 3 de O2, onde os dois apresentam 13 (65,0%) voluntários em comum. Outras informações também se correlacionam: maioria do sexo feminino e maioria dos voluntários apresentando RQA C. A mesma situação pode ser observada ao grupo 3 de O1 e grupo 2 de O2, onde 30,% voluntários pertencem aos dois grupos. Estes grupos possuem distribuição entre os sexos equilibrada e baixa ocorrência da RQA B.

Tabela 5 – Agrupamento formado pela PCA.

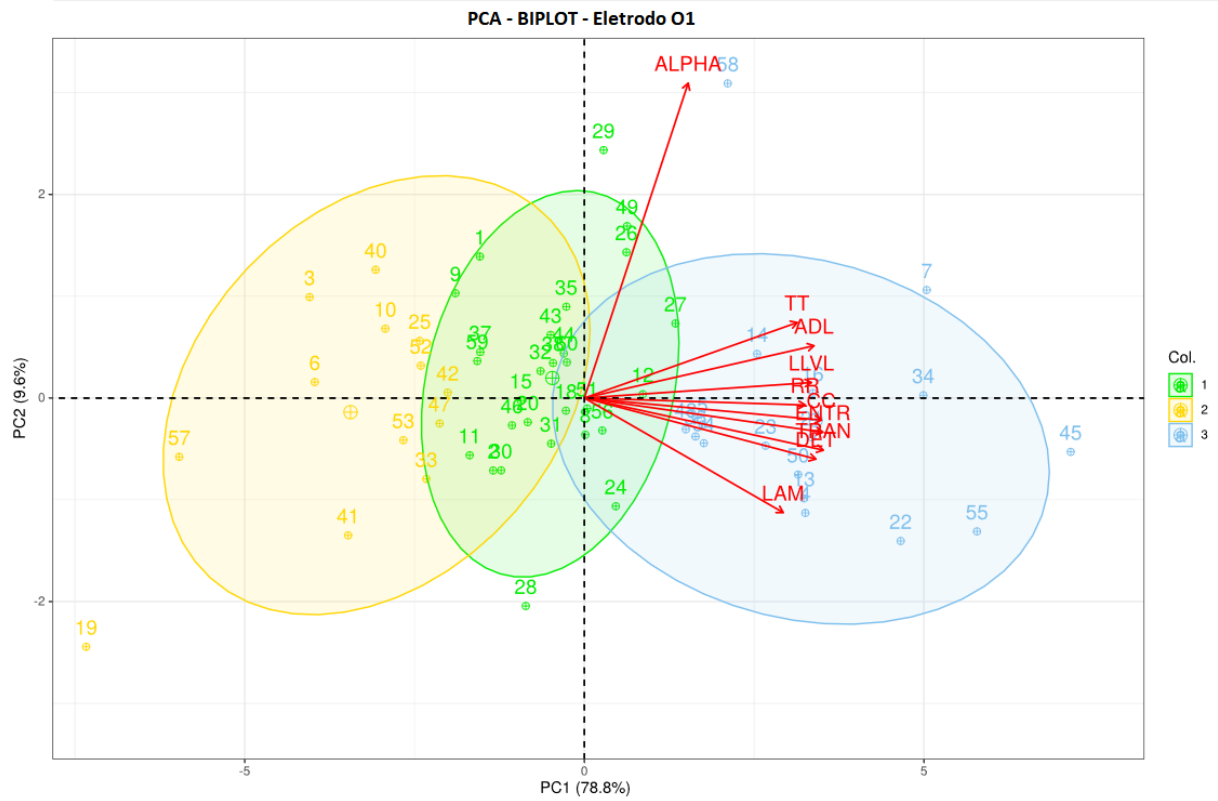
Informacao	Eletrodo O1			Eletrodo O2		
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
Total	28	13	17	31	20	7
Homens	17 (60,7%)	4 (30,7%)	8 (47,6%)	17 (54,8%)	10 (50%)	2 (28,5%)
Mulheres	11 (39,3%)	9 (69,3%)	9 (52,4%)	14 (45,2%)	10 (50%)	5 (71,5%)
Idade Med (anos)	22,3	22,0	21,5	31,0	20,8	21
Idade Max (anos)	37	30	28	37	28	24
Idade Min (anos)	18	19	18	18	18	18
RQA A	1	3	11	0	8	1
RQA B	7	4	0	11	1	2
RQA C	19	6	6	20	10	4

RQA A: Diferenças estatísticas em todas as medidas de RQA, RQA B: Diferenças estatísticas em nenhuma das medidas de RQA, RQA C: Diferenças estatísticas em algumas das medidas de RQA.

Também é possível analisar os vetores correspondentes a cada uma das variáveis de entrada representando o peso de cada uma das variáveis, também denominado de carga da variável. Para essa análise é importante verificar a direção, sentido e ângulo em relação a outro vetor. Quando dois vetores formarem um ângulo de 90° significa que essas duas medidas não apresentam relação entre elas. Quando esse ângulo for inferior a 90° significa que a relação entre ambas as medidas é $+1$, ou seja, possui correlação positiva. Com o ângulo superior implica em medidas cuja relação é -1 .

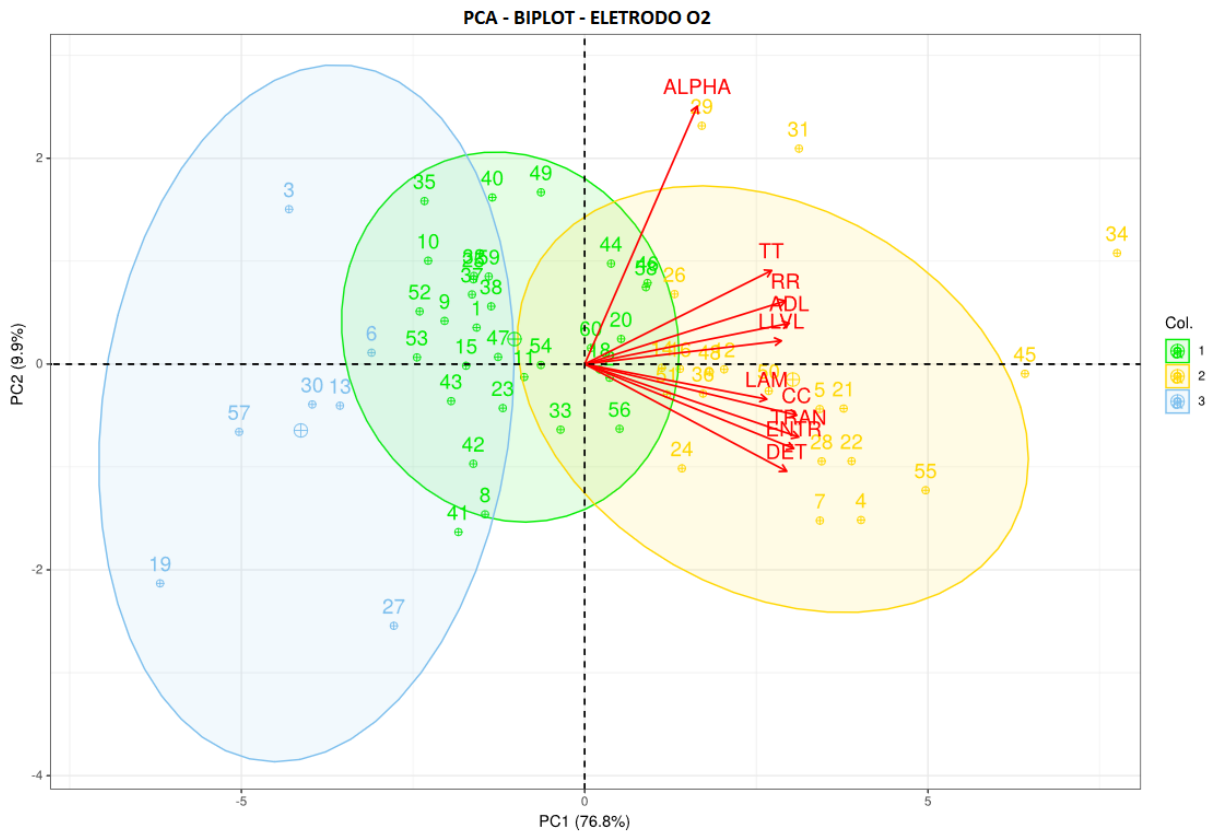
Considerando a variável ALPHA como o padrão-ouro e tendo o foco em O1, observamos que as medidas LAM e TT possuem ângulos superior e inferior respectivamente, dessa forma sendo consideradas correlacionadas. As medidas CC, LLVL e RR estão em ângulo de 90° com ALPHA, sendo assim consideradas pouco ou não correlacionadas. Para o eletrodo O2 temos que as medidas DET e TT são as mais correlacionadas a ALPHA e como medidas com menor índice de correlação ADL, LAM e LLVL. Analisando as correlações entre as medidas de RQA, temos que para O1 as mais correlacionadas entre si são TRAN, ENTR e CC e menos correlacionadas TT e LAM. Para O2 temos TRAM, CC e ENTR consideradas as mais relacionadas e TT e LAM como medidas de menor correlação entre si.

Figura 34 – Projeção dos componentes principais no plano - Eletrodo O1



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L., 2020

Figura 35 – Projeção dos componentes principais no plano - Eletrodo O2



Fonte: Adaptado de Rybarczyk-Filho, J. L., 2020

7 DISCUSSÃO

Neste estudo, exploramos o efeito Berger - a supressão da atividade alfa do EEG quando os olhos são abertos. Os dados foram analisados utilizando análise de quantificação de recorrência com obtenção de 9 medidas. Os resultados do RQA foram comparados aos dados da FFT pelo uso da análise multivariada de PCA. Os resultados da FFT foram considerados como padrão-ouro quando comparados aos de RQA. Sabendo que o ritmo alfa produz sinais de características não linear, onde as frequências dispersadas no espectro se apresentam irregulares ao longo do tempo (NIEDERMEYER E.; SCHOMER, 2011), exploramos o uso do RQA como possível análise complementar e sendo útil para o estudo desses sinais.

Foi realizada a análise visual das series de EEG, onde foi observado a existência de artefatos ou interferências no sinal. Os sinais foram submetidos a aplicação de filtros para obtenção apenas do ritmo de interesse, banda alfa (8 a 14 Hz). Os indivíduos ou séries classificadas como *outliers* foram removidos com base inicialmente da inspeção por FFT e após também por RQA.

Nos resultados obtidos com a FFT mostraram diferenças estatísticas significativas nos eletrodos O1 e O2 nas comparações realizadas entre olhos abertos e olhos fechados. Foi observado diferenças significativas nas comparações de olhos abertos entre os eletrodos O1 e O2 e olhos fechados entre os dois eletrodos.

Para comparação entre os resultados obtidos com FFT e com as medidas RQA foi usado a análise multivariada de análise de componentes principais. Os resultados encontrados com a PCA mostraram que duas componentes principais foram suficientes para explicar o conjunto. Para a PC1 dos dois eletrodos (O1 e O2), as variáveis que alcançaram maior valor de variância foram Transitividade - TRAN, Entropia de Shannon - ENTR e Coeficiente de Cluster - CC. Quando comparados aos resultados estatísticos obtidos do RQA, encontramos que as mesmas medidas apresentaram valores de p apresentando diferenças significativas para as comparações entre olhos abertos e olhos fechados nos dois eletrodos. Ainda com os resultados da PCA, observamos que há correlação entre as medidas de RQA, principalmente entre as medidas: CC, TRAN e ENTR. Isto foi observado para os dois eletrodos. Os agrupamentos resultantes da *K-Nearest Neighbors* - KNN, apresentaram 3 grupos em cada um dos eletrodos. Observamos os grupos seguem uma

segmentação baseada nas informações de sexo, idade e ocorrência de diferença estatísticas nas comparações das medidas de RQA.

Foi observado que participantes do estudo que não apresentaram diferenças estatísticas entre olhos abertos e olhos fechados nos dois eletrodos (O1 e O2) eram todos do sexo feminino. (BAZANOVA; NIKOLENKO; BARRY, 2017) em seu trabalho estudando o efeito Berger em mulheres durante o ciclo menstrual, concluiu que o efeito Berger depende tanto da frequência alfa quanto do estado hormonal onde a duração da supressão da amplitude alfa em resposta aos olhos abertos e a largura de banda alfa estão associadas a diferentes funções afetivas e cognitivas em sua dependência do estado hormonal e da faixa de frequência alfa. No nosso trabalho não foi possível comprovar esse caso, pois no conjunto de dados não há informações sobre o estado hormonal das mulheres no período da realização dos protocolos experimentais.

Embora o ritmo alfa já tenha sido amplamente estudado, ainda existem muitas de suas características ainda em pesquisas (KLIMESCH; SAUSENG; HANSLMAYR, 2007; BASILE, 2000). Este trabalho mostra que é possível utilizar a análise de quantificação de recorrência para caracterização de sinais de EEG, tornando possível sua aplicação a estudos de outros ritmos durante realização de diferentes atividades.

8 CONCLUSÃO

Com este trabalho foi demonstrado que é possível identificar o efeito Berger em sinais de EEG através do RQA. As medidas de RQA obtidas foram comparadas aos resultados alcançados por métodos convencionais de análise (nesse contexto, a FFT) pelo uso da análise de componentes principais. Podemos considerar que métodos de análise não lineares podem contribuir para a caracterização de sinais de eletroencefalograma. Este resultado corrobora com o uso de RQA na identificação outros tipos de onda presente durante um estado, evento ou a realização de alguma atividade, como mecanismo complementar ao convencional. A identificação desses padrões ou comportamento dos ritmos cerebrais pode abrir possibilidades para o elaboração de ferramentas para diagnósticos de enfermidades e distúrbios, desenvolvimento de dispositivos com interação através da atividade cerebral.

Para aperfeiçoamento desse trabalho e perspectivas futuras, podem ser analisados os sinais em outros ritmos e regiões cerebrais com foco na execução de outras atividades mais complexas, como execução de atividades aritméticas. Também podem ser aplicadas ferramentas de reconhecimento de padrões, como: Redes neurais (*Neural Network*), máquina de vetores de suporte (*Support Vector Machine*) e árvores de decisão (*decision tree*).

Referências¹

- ACHARYA, U. R. et al. Nonlinear dynamics measures for automated eeg-based sleep stage detection. *European neurology*, v. 74, n. 5-6, p. 268—287, 2015. ISSN 0014-3022. Disponível em: <https://doi.org/10.1159/000441975>. Citado na página 19.
- ACHARYA U., R. et al. Non-linear analysis of EEG signals at various sleep stages. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 80, n. 1, p. 37–45, 2005. ISSN 01692607. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- ACHARYA, U. R. et al. Automated Prediction of Sudden Cardiac Death Risk Using Kolmogorov Complexity and Recurrence Quantification Analysis Features Extracted from HRV Signals. *Proceedings - 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2015*, IEEE, p. 1110–1115, 2016. Citado na página 33.
- ADRIAN, E. D.; MATTHEWS, B. H. C. The berger rhythm: Potential changes from the occipital lobes in man. (brain, vol. ivii, p. 355, dec, 1934.) adrian, e. d., and matthews, b. h. c. *Journal of Mental Science*, Cambridge University Press, v. 81, n. 335, p. 940–940, 1935. Citado na página 19.
- ADRIAN, E. D.; YAMAGIWA, K. THE ORIGIN OF THE BERGER RHYTHM. *Brain*, v. 58, n. 3, p. 323–351, 09 1935. ISSN 0006-8950. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/brain/58.3.323>. Citado na página 19.
- AKAY, M. *Nonlinear biomedical signal processing*. New York: IEEE Press, 2000. I. v. <1 > p. ISBN 0780360117 (v. 1) ISBN 0780360125 (v. 2). Citado na página 28.
- AZEVEDO, A. P. Estudo do Sinal Eletroencefalográfico (EEG) Aplicado a Interfaces Cérebro-Computador com uma Abordagem de Reconhecimento de Padrões. p. 110, 2005. Disponível em: [http://scholar.google.com/scholar?hl=en&gbtnG=Search&q=intitle:Estudo+do+Sinal+Eletroencefalografico+\(EEG\)+Aplicado+a+Interfaces+Cerebro+Computador+com+uma+Abordagem+de+Reconhecimento+de+Padrões](http://scholar.google.com/scholar?hl=en&gbtnG=Search&q=intitle:Estudo+do+Sinal+Eletroencefalografico+(EEG)+Aplicado+a+Interfaces+Cerebro+Computador+com+uma+Abordagem+de+Reconhecimento+de+Padrões). Citado na página 24.
- BABLOYANTZ, A. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle. In: MAYER-KRESS, G. (Ed.). *Dimensions and Entropies in Chaotic Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1986. p. 241–245. ISBN 978-3-642-71001-8. Citado na página 18.
- BASILE, L. F. Alterações eletrofisiológicas na esquizofrenia. *Brazilian Journal of Psychiatry*, scielo, v. 22, p. 12 – 14, 05 2000. ISSN 1516-4446. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1516-44462000000500005&nrm=iso. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 70.
- BAZANOVA, O. M.; NIKOLENKO, E. D.; BARRY, R. J. Reactivity of alpha rhythms to eyes opening (the Berger effect) during menstrual cycle phases. *International Journal of Psychophysiology*, v. 122, n. September 2015, p. 56–64, 2017. ISSN 18727697. Citado na página 70.
- BECKER, K. et al. Anaesthesia monitoring by recurrence quantification analysis of EEG data. *PLoS ONE*, v. 5, n. 1, p. 1–6, 2010. ISSN 19326203. Citado na página 39.

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

- BERGER, H. Über das Elektrenkephalogramm des Menschen. *Deutsche Medizinische Wochenschrift*, v. 60, n. 51, p. 1947–1949, 1934. ISSN 14394413. Citado na página 19.
- B.KENNEL REGGIE BROWN, H. D. I. A. M. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction. *physical review*, n. 6, p. 3403–3411, 1992. Citado 2 vezes nas páginas 44 e 49.
- CAMPISI, P.; ROCCA, D. L. Brain waves for automatic biometric-based user recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, v. 9, n. 5, p. 782–800, 2014. ISSN 15566013. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- CANTARELLI, T. L. Fundamentos da medição do eeg: Uma introdução. *SEA - Seminario de Eletrônica e Automacao*, p. 1–6, 2016. Citado na página 22.
- CAO, J.; WATABE, D.; ZHANG, L. An eeg diagnosis system for quasi brain death based on complexity and energy analyses. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, v. 2013, p. 7132–7135, 2013. ISSN 1557-170X. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6611202>. Citado na página 37.
- CAPARELLI, T. B. Projeto e desenvolvimento de um sistema multicanal de biotelemetria para detecção de sinais ECG, EEG e EMG. p. 58, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 47.
- CARRASCO, R. Universidade de Brasília Um Estudo sobre Interface Cérebro-Computador CIP Catalogação Internacional na Publicação. 2012. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 37.
- CARVALHO, L. *Instrumentacao medico-hospitalar*. Barueri: Manole, 2008. ISBN 9788520415511. Citado na página 18.
- COOLEY, J.; TUKEY, J. An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Mathematics of Computation*, v. 19, n. 90, p. 297–301, 1965. Citado na página 40.
- COSTA, D. G. d. B. USO DE GRÁFICO DE RECORRÊNCIA E REDES SISTEMAS COMPLEXOS DE BAIXA DIMENSÃO Dissertação de Mestrado do Curso. 2014. Citado na página 28.
- CUI, G. et al. Eeg analysis for differentiating between brain death and coma in humans. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTERS amp; TECHNOLOGY*, v. 15, n. 11, p. 7189–7201, Aug. 2016. Disponível em: <https://rajpub.com/index.php/ijct/article/view/4377>. Citado na página 37.
- DAUWELS, J. et al. Eeg synchrony analysis for early diagnosis of alzheimer’s disease: A study with several synchrony measures and eeg data sets. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, v. 2009, p. 2224–7, 09 2009. Citado na página 37.
- DING, H.; CROZIER, S.; WILSON, S. A new heart rate variability analysis method by means of quantifying the variation of nonlinear dynamic patterns. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 54, n. 9, p. 1590–1597, 2007. ISSN 00189294. Citado na página 33.

- DJAMAL, E. C.; FURI, W. I.; NUGRAHA, F. Detection of eeg signal post-stroke using fft and convolutional neural network. p. 18–23, 2019. Citado na página 27.
- DUGDALE, D. E. *Essentials of electromagnetism*. New York: Springer Science Business Media, 1993. Citado na página 21.
- DUNTEMAN, G. H. *Principal Components Analysis*. New York: Springer Science Business Media, 1989. Citado na página 78.
- ECKMANN, J. P.; RUELLE, D. Recurrence plots of dynamical systems. *Epl*, v. 4, n. 9, p. 973–977, 1987. ISSN 12864854. Citado na página 30.
- Emotiv Systems. TestBench™ User Manual. p. 1–16, 2014. Citado na página 38.
- FAN, M.; CHOU, C. A. Recognizing affective state patterns using regularized learning with nonlinear dynamical features of EEG. *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2018*, IEEE, v. 2018-January, n. March, p. 137–140, 2018. Citado na página 33.
- FARINAH, S. N. et al. Eeg average fft index for dyslexic children with writing disorder. p. 118–121, 2015. Citado na página 27.
- FIEDLER-FERRARA, N.; PRADO, C. P. C. *Caos - uma Introducao*. São Paulo: Edgard Blücher, 1994. Citado na página 43.
- FRASER, A. M. Andrew M. Fraser and Harry L. Swinney. *Physical Review A*, v. 33, n. 2, p. 1134–1140, 1986. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 47.
- GUYTON, A. C. *Tratado de fisiologia medica*. Rio de Janeiro, RJ: Elsevier, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.
- HAMADENE, W.; PEYRODIE, L.; SEIDIRI, H. Interpretation of RQA variables: Application to the prediction of epileptic seizures. *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP*, v. 4, p. 0–3, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 30.
- HEGGER, R. et al. Practical implementation of nonlinear time series methods : The TISEAN package Practical implementation of nonlinear time series methods : The TISEAN package. v. 413, n. 1999, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 44.
- HEUNIS, T. et al. Recurrence quantification analysis of resting state EEG signals in autism spectrum disorder – a systematic methodological exploration of technical and demographic confounders in the search for biomarkers. *BMC Medicine*, p. 1–17, 2018. Citado na página 18.
- HONGYU, K.; SANDANIELO, V. L.; OLIVEIRA-JR, G. J. Análise de Componentes Principais : resumo teórico , aplicação e interpretação Principal Component Analysis : theory , interpretations and applications. *E&S - Engineering and Science*, v. 1, n. August, p. 83–90, 2015. ISSN 2358-5390. Citado 2 vezes nas páginas 78 e 80.
- JACKSON, A. F.; BOLGER, D. J. The neurophysiological bases of EEG and EEG measurement: A review for the rest of us. *Psychophysiology*, v. 51, n. 11, p. 1061–1071, 2014. ISSN 14698986. Citado na página 21.

- JOHNSON R.A.; WICHERN, D. *Applied multivariate statistical analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 1998. 816 p. Citado 2 vezes nas páginas 60 e 80.
- JOLLIFFE, I. T. Discarding variables in a principal component analysis. i: Artificial data. *Journal of the Royal Statistical Society Series C*, v. 21, n. 2, p. 160–173, 1972. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:bla:jorssc:v:21:y:1972:i:2:p:160-173>. Citado na página 80.
- KANDEL E. R., S. J. H. . J. *Principles of neural science (4th ed.)*. New York: McGraw-Hill., 2000. Citado na página 21.
- KANTZ, H.; SCHREIBER, T. *Nonlinear Time Series Analysis*. 2. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. Citado na página 44.
- KARANDIKAR, K. et al. Detection of sleep apnea events via tracking nonlinear dynamic cardio-respiratory coupling from electrocardiogram signals. *International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER*, IEEE, p. 1358–1361, 2013. ISSN 19483546. Citado na página 33.
- KHOSROWABADI, R. et al. of Chronic Mental Stress. *IEEE*, v. 138632, p. 757–762, 2011. Citado na página 37.
- KLIMESCH A M. DOPPELMAYR, H. R. T. P. W. Theta band power in the human scalp eeg and the encoding of new information. *NeuroReport*, n. 7, p. 1235–1240, 1996. Citado na página 26.
- KLIMESCH, W.; SAUSENG, P.; HANSLMAYR, S. EEG alpha oscillations: The inhibition-timing hypothesis. *Brain Research Reviews*, v. 53, n. 1, p. 63–88, 2007. ISSN 01650173. Citado na página 70.
- KRYGER M. H.; ROTH, T. D. W. C. *Principles and Practice of Sleep Medicine*. Philadelphia: Elsevier Saunders, 2011. Citado na página 26.
- MANLY, B. F. J. *Metodos Estatísticos Multivariados: Uma Introdução. 3 ed.* New York: Chapman and Hall, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 60, 78 e 80.
- MARWAN, N. *Encounters with neighbours: Current developments of concepts based on resurrence plots an their applications*. Tese (Doutorado), 09 2003. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 33.
- MARWAN, N. et al. Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, v. 438, n. 5-6, p. 237–329, 2007. ISSN 03701573. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 30.
- MARWAN, N. et al. Complex network approach for recurrence analysis of time series. *Physics Letters, Section A: General, Atomic and Solid State Physics*, Elsevier B.V., v. 373, n. 46, p. 4246–4254, 2009. ISSN 03759601. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physleta.2009.09.042>. Citado na página 35.
- MEAD, L. C. Electrical activity of the brain. *Report (U.S. Naval Medical Research Laboratory)*, v. 4, p. 1–4, 1949. ISSN 00993018. Citado na página 21.
- NETO, C. A. M. d. M. Uso da técnica de análise de componentes principais na redefinição do parâmetro BLA. 2016. Citado na página 78.

- NIEDERMEYER E.; SCHOMER, D. S. F. d. *Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Philadelphia, USA: Lippincott Williams Wilkins, 2011. Citado na página 69.
- NUSSBAUMER, H. J. *Fast fourier transform and convolution algorithm*-. New York, USA: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1982. v. 70. 527 p. ISSN 15582256. ISBN 9783662005538. Citado na página 40.
- ONARAL, B.; COHEN, A. *Biomedical Signals: Origin and Dynamic Characteristics: Frequency-Domain Analysis*. Boca Raton, FL: Taylor Francis, 2006. Citado na página 18.
- OUYANG, G. et al. Using recurrence plot for determinism analysis of EEG recordings in genetic absence epilepsy rats. *Clinical Neurophysiology*, v. 119, n. 8, p. 1747–1755, 2008. ISSN 13882457. Citado na página 18.
- PARUNAK, H. V. D. et al. Apoptotic stigmergic agents for real-time swarming simulation. *AAAI Fall Symposium - Technical Report*, FS-12-04, p. 59–64, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 25.
- PEDRO-CARRACEDO, J. de et al. Phase space reconstruction from a biological time series: A photoplethysmographic signal case study. *Applied Sciences (Switzerland)*, v. 10, n. 4, p. 1–23, 2020. ISSN 20763417. Citado na página 43.
- RAPP, P. et al. Dynamics of spontaneous neural activity in the simian motor cortex: The dimension of chaotic neurons. *Physics Letters A*, v. 110, n. 6, p. 335 – 338, 1985. ISSN 0375-9601. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0375960185907868>. Citado na página 18.
- RODRÍGUEZ-BERMÚDEZ, G.; GARCÍA-LAENCINA, P. J. Analysis of EEG signals using nonlinear dynamics and chaos: A review. *Applied Mathematics and Information Sciences*, v. 9, n. 5, p. 2309–2321, 2015. ISSN 23250399. Citado na página 19.
- ROMERO, V. et al. *Recurrence Plots and Their Quantifications: Expanding Horizons*. Grenoble, Fr: Springer, 2016. v. 180. 227–240 p. ISBN 978-3-319-29921-1. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-29922-8>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 35.
- SANTOS, L. D. Caracterização da dinâmica caótica em series temporais. 2010. Citado 3 vezes nas páginas 31, 32 e 33.
- SECO, G. B. et al. EEG alpha rhythm detection on a portable device. *Biomedical Signal Processing and Control*, Elsevier Ltd, v. 52, p. 97–102, 2019. ISSN 17468108. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.03.014>. Citado na página 41.
- STINE, R. A. Analysis of Observed Chaotic Data. *Technometrics*, v. 39, n. 3, p. 334–335, 1997. ISSN 0040-1706. Citado na página 42.
- TAKENS, F. Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. In D. Rand & L.-S. Young (Eds.), *Dynamical systems and turbulence*, Warwick 1980. Lecture notes in mathematics (pp. 366–381). Springer. *Springer*, n. 10.1007/BFb0091924, 1981. ISSN 1098-6596. Disponível em: <http://www.springer.com/gp/book/9783540111719>. Citado na página 42.

TECHNOLOGY, S.; JOSE, S. Reference Manual Reference Manual. *Technology*, v. 1, n. November, 2008. ISSN 1537-6591. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 49.

TIMO-IARIA, C.; PEREIRA, W. C. Mecanismos das ondas elétricas cerebrais. *Arquivos de neuro-psiquiatria*, v. 29, n. 2, p. 131–145, 1971. ISSN 0004282X. Citado na página 26.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, Nature Publishing Group, Department of Theoretical and Applied Mechanics, Cornell University, Ithaca, New York 14853, USA. djw24@columbia.edu, v. 393, n. 6684, p. 440–442, jun. 1998. ISSN 0028-0836. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1038/30918/>. Citado na página 35.

WEBBER, C. L. J.; ZBILUT, J. P. Tutorials in Contemporary Nonlinear Methods for the Behavioral Sciences. *TUTORIALS in CONTEMPORARY NONLINEAR METHODS for the BEHAVIORAL SCIENCES*, p. 26–94, 2005. Citado na página 45.

ZBILUT, J. P. of Recurrence Plots. *Physics Letters A*, v. 171, p. 199–203, 1992. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 50.

Apêndice A – ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (PCA)

Introduzida por Karl Pearson (1901). A análise de componentes principais é uma técnica estatística de análise multivariada. Consiste na redução da dimensão do conjunto de dados através de cálculo matemático sem que se perca informações. A técnica transforma um conjunto de vetores de P variáveis em um novo conjunto de novas variáveis através da combinação linear das variáveis iniciais. Estas novas variáveis não são correlacionadas e a maior variância concentra-se nas primeiras variáveis. As variáveis resultantes são chamadas componentes principais (PC) (DUNTEMAN, 1989; MANLY, 2008). A PCA é aplicada quando o conjunto de dados que possui muitas variáveis e supõe-se que exista correção entre elas. Considerando que redução das variáveis em componentes principais proporcione a utilização das componentes principais como variáveis de previsão, reduzir a dimensionalidade dos dados, diminuir a redundância nos dados, remover ruído nos dados, simplificar o conjunto de dados para análises futuras. (NETO, 2016).

Na PCA, os dados são agrupados em uma matriz X com n linhas e p colunas, cada X_{ij} referencia o elemento da matriz X na i -ésima linha e j -ésima coluna. As linhas referem-se as observações e cada coluna representa uma variável do conjunto. Na montagem da matriz X é importante que a quantidade de observações seja na ordem de $p + 1$, ou seja, deve-se ter mais observações do que variáveis (HONGYU; SANDANIELO; OLIVEIRA-JR, 2015).

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (14)$$

As componentes principais da matriz X podem ser obtidas através das matrizes de covariância S ou matriz de correlação R , aqui abordaremos a obtenção das componentes principais através da matriz de correlação. Frequentemente as variáveis das observações estão em unidade de medidas distintas entre si. Neste caso é necessário padronizar as variáveis de modo que as medidas entre elas se tornem irrelevantes (MANLY, 2008). Essa padronização pode ser realizada através da média \bar{X}_j e desvio padrão $S(X_j)$.

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S(X_j)} \quad (15)$$

Realizando a padronização para cada um dos elementos, alcançamos a matriz Z de variáveis padronizadas. A matriz Z é igual a matriz de correlação dos dados em X . A operação de padronização das variáveis é recomendada apenas quando as unidades de medidas entre as variáveis forem diferentes entre si.

$$Z = \begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1p} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \dots & z_{np} \end{pmatrix} \quad (16)$$

Determinação dos componentes principais são obtidos através da resolução da equação:

$$\det[R - \lambda I] = 0 \text{ ou } |R - \lambda I| = 0$$

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r(x_1x_2) & \dots & r(x_1x_p) \\ r(x_2x_1) & 1 & \dots & r(x_2x_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(x_px_1) & r(x_px_2) & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

Apos as operações obteremos “p” raízes, conhecidos como autovalores. Os autovalores da matriz R serão:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p \quad (18)$$

onde para cada autovalor encontrado teremos um autovetor de valores normalizados \tilde{v}_i :

$$\tilde{v}_i = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_p \end{bmatrix} \quad (19)$$

A partir do autovetor \tilde{v}_i , é possível obter o i -ésimo componente principal a partir de:

$$Y_i = v_{i1}X_1 + v_{i2}X_2 \dots v_{ip}X_p$$

Considerando a característica dos componentes principais que diz que a variância da componente principal Y_i é igual ao autovalor de λ_i .

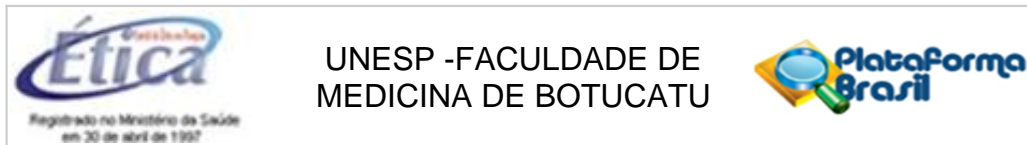
$$\hat{V}ar(Y_i) = \lambda_i \quad (20)$$

Aplicando equação 18 na equação 20 temos:

$$\hat{V}ar(Y_1) > \hat{V}ar(Y_2) > \hat{V}ar(Y_p)$$

A contribuição de um componente principal é medido através de sua variância. Após obter as componentes principais devemos ordená-las pelo percentual de sua variância, do maior para o menor, dessa forma temos as componentes principais (CP) por ordem de significância. Ao somar os autovalores das componentes principais obtemos a proporção de informação retida no sistema. Portanto pela proporção de explicação do total podemos determinar o número de componentes a serem adotadas. (HONGYU; SANDANIELO; OLIVEIRA-JR, 2015; JOLLIFFE, 1972) propõe que na maioria dos casos deve-se reter o número de componentes até que a proporção das variâncias expliquem pelo menos 70%. (JOHNSON R.A.; WICHERN, 1998; MANLY, 2008) sugere que 80% é suficiente para a maioria das áreas de conhecimento.

Anexo A – PARECER COMITÊ DE ÉTICA



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Alfa2Bit: criação de chaves liga e desliga usando a atividade cerebral

Pesquisador: José Luiz Rybarczyk Filho

Área Temática:

Versão: 1

CAAE: 59229916.4.0000.5411

Instituição Proponente: Departamento de Física e Biofísica

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 1.759.241

Apresentação do Projeto:

O presente trabalho tem como objetivo principal adquirir sinais de eletroencefalograma que serão utilizados futuramente para criar comandos binários básicos para com potencial de uso em automação residencial para pessoas com deficiência. Para isso, é proposto um desenho prospectivo que prevê a participação de 60 indivíduos jovens voluntários (estudantes universitários que serão submetidos que serão submetidos a um eletroencefalograma, através de um dispositivo chamado NeuroHeadSet (semelhante a uma tiara). Durante o exame, os indivíduos deverão permanecer por 1 minuto com os olhos abertos e 1 minuto com os olhos fechados. Esta etapa será repetida 10 vezes. Em seguida, deverão realizar 10 operações matemáticas que serão projetadas na tela de um computador, não sendo necessário que o resultados das operações sejam corretos. Os dados eletroencefalográficos obtidos serão analisados em suas características (ritmos cerebrais: alfa, beta, theta e delta) por técnicas matemáticas (Transformada de Gabor, Matching Pursuit e Entropia não-extensiva) para avaliar se os mesmos podem ser transformados em comandos binários. Em caso positivo, será possível criar uma interface que permita automação residencial, como por exemplo ligar ou desligar aparelhos. Os dados eletroencefalográficos obtidos poderão ser armazenados em um banco de dados de domínio público para que outros pesquisadores possam reproduzir as análises da pesquisa, mediante autorização dos participantes que é apresentada claramente no TCLE.

Endereço: Chácara Butignolli, s/n

Bairro: Rubião Junior

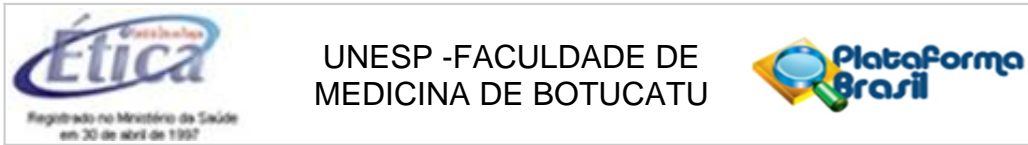
CEP: 18.618-970

UF: SP

Município: BOTUCATU

Telefone: (14)3880-1608

E-mail: capellup@fmb.unesp.br



Continuação do Parecer: 1.759.241

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo Primário: adquirir sinal de Eletroencefalograma via um neurohead set, estudar as suas características para criar comandos binários básicos para automação residencial para pessoas. Objetivos Secundários: medir as ondas alfas, beta, theta, delta de uma amostra de jovens; desenvolver aplicativo para transformar o sinal de EEG numa chave binária; construir receptores para ligar e desligar aparelhos eletrodomésticos com o uso da atividade cerebral (no primeiro momento, realizar testes sem usar o sistema em tempo real - offline); criar o processamento do sinal em tempo real com o uso do Raspberry pi/Intel Edison.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Os autores não apresentam riscos relacionados ao projeto. Entretanto existe desconforto potencial aos participantes associado ao uso do aparelho para o exame e bem como pela sequencia de abrir e fechar os olhos durante 1 minuto por 10 vezes. A identidade dos participantes será mantida em sigilo. Quanto aos benefícios, o projeto de pesquisa tem potencial para a criação de um sistema de captação, emissão e controle de dispositivos eletrônicos para pessoas normais e portadoras de deficiências, que pode melhorar sobremaneira a qualidade de vida.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Projeto muito bem elaborado, com potencial para criação de dispositivos que podem melhorar consideravelmente a qualidade de vida de pessoas com deficiências físicas. Os indivíduos que participarão de forma voluntária do projeto terão conhecimento prévio do procedimento ao qual serão submetidas mediante a leitura do TCLE, que é redigido em forma de convite e com linguagem acessível.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

São apresentadas a declaração de ciência do coordenador do curso de Física Médica do Instituto de Biociências da UNESP, campus de Rubião Junior, e a folha de rosto assinada pela diretora deste mesmo Instituto. O TCLE é redigido em forma de convite e com linguagem acessível.

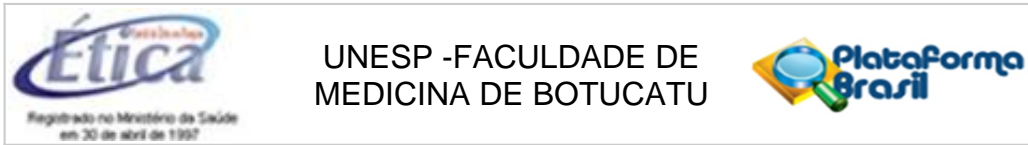
Recomendações:

Apresentar Relatório Final de Atividades.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Sugiro aprovação, sem necessidade de envio à CONEP.

Endereço: Chácara Butignolli , s/n
Bairro: Rubião Junior **CEP:** 18.618-970
UF: SP **Município:** BOTUCATU
Telefone: (14)3880-1608 **E-mail:** capellup@fmb.unesp.br



Continuação do Parecer: 1.759.241

Considerações Finais a critério do CEP:

Projeto de Pesquisa APROVADO, deliberado em reunião ORDINÁRIA do CEP de 03 de Outubro de 2.016, sem necessidade de envio à CONEP.

O CEP, no entanto, solicita aos pesquisadores que após a execução do projeto em questão, seja enviado para análise o respectivo "Relatório Final de Atividades", o qual deverá ser enviado via Plataforma Brasil na forma de "NOTIFICAÇÃO".

OBS: LEMBRAMOS QUE A PRESENTE PESQUISA SOMENTE PODERÁ SER INICIADA APÓS DIA 03/10/2016 – DATA DA APROVAÇÃO DO CEP.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_750672.pdf	28/08/2016 20:24:50		Aceito
Outros	Declaracao_Conselho.pdf	28/08/2016 20:23:35	José Luiz Rybarczyk Filho	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE_Alfa2Bit.pdf	28/08/2016 20:20:40	José Luiz Rybarczyk Filho	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Projeto_JL.pdf	15/08/2016 20:08:16	José Luiz Rybarczyk Filho	Aceito
Folha de Rosto	folhaderosto.pdf	15/08/2016 20:04:26	José Luiz Rybarczyk Filho	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

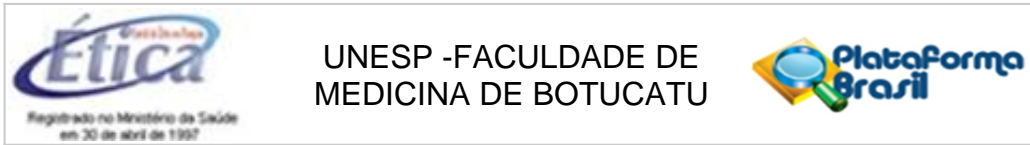
Necessita Apreciação da CONEP:

Não

BOTUCATU, 04 de Outubro de 2016

Assinado por:
SILVANA ANDREA MOLINA LIMA
(Coordenador)

Endereço: Chácara Butignolli, s/n
Bairro: Rubião Junior **CEP:** 18.618-970
UF: SP **Município:** BOTUCATU
Telefone: (14)3880-1608 **E-mail:** capellup@fmb.unesp.br



Continuação do Parecer: 1.759.241

Endereço: Chácara Butignolli , s/n

Bairro: Rubião Junior

CEP: 18.618-970

UF: SP

Município: BOTUCATU

Telefone: (14)3880-1608

E-mail: capellup@fmb.unesp.br