

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

Letícia Cabral Correia

**CODIFICAÇÃO EFICIENTE PARA CARACTERIZAÇÃO DE
ELETROENCEFALOGRAMA DE PACIENTES EPILÉTICOS**

São Luís

2018

Letícia Cabral Correia

**CODIFICAÇÃO EFICIENTE PARA CARACTERIZAÇÃO DE
ELETROENCEFALOGRAMA DE PACIENTES EPILÉTICOS**

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Eletricidade da
UFMA, como requisito para a
obtenção do grau de MESTRE em
Engenharia de Eletricidade.

Orientador: Prof. Dr. Allan Kardec Duailibe
Barros Filho

Universidade Federal do Maranhão

São Luís

2018

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Correia, Letícia Cabral.

Codificação eficiente para caracterização de eletroencefalograma de pacientes epiléticos / Letícia Cabral Correia. - 2018.

55 f.

Orientador(a): Allan Kardec Duailibe Barros Filho.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia de Eletricidade/ccet, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2018.

1. Codificação Eficiente. 2. Convulsões. 3. Eletroencefalograma. 4. Epilepsia. I. Barros Filho, Allan Kardec Duailibe. II. Título.

Letícia Cabral Correia

**CODIFICAÇÃO EFICIENTE PARA CARACTERIZAÇÃO DE
ELETROENCEFALOGRAMA DE PACIENTES EPILEPTICOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA, como requisito para a obtenção do grau de MESTRE em Engenharia de Eletricidade.

Aprovada em 26/02/2018

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Allan Kardec Duailibe Barros Filho
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Francisco das Chagas de Souza
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Aurea Celeste da Costa Ribeiro
Universidade Estadual do Maranhão

À Deus, aos meus pais, ao meu noivo e aos meus amigos do RCB.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Allan Kardec Barros, pela oportunidade, pela paciência e pelos ensinamentos durante estes dois anos de mestrado.

Ao meu orientador de monografia e professor, Kleber Zuza Nóbrega, por toda ajuda durante a graduação, por acreditar em mim e por todo o incentivo para que eu chegasse cada vez mais longe.

Aos meus pais, que me deram muito amor e fizeram de mim o que sou hoje.

Ao meu noivo, que sempre esteve ao meu lado me dando todo o apoio que precisei.

Aos meus amigos de laboratório, com quem vivi momentos de muito estudo, mas também de muita diversão. Pessoas com quem pude compartilhar os momentos de tristeza e de alegria.

À CAPES, pelo auxílio financeiro concedido por meio de bolsa.

"Combati o bom combate, acabei a carreira, guardei a fé."

2 Timóteo 4:7

RESUMO

Epilepsia é uma condição neurológica caracterizada por convulsões recorrentes, provocadas por breves distúrbios nas funções elétricas do cérebro. Atualmente as crises são tratadas via fármacos anticonvulsivantes que melhoram a qualidade de vida dos pacientes epiléticos, controlando as crises com o mínimo de efeitos colaterais possíveis.

É possível distinguir quatro estágios no sinal de Eletroencefalograma de um paciente portador da doença: interictal, período sem atividade convulsiva; ictal corresponde à própria convulsão; pré-ictal, período que antecede à convulsão; e pós-ictal, período que precede à convulsão. Estudos sugerem que em alguns tipos de epilepsia é possível prever uma crise convulsiva através da análise dos sinais do período pré-ictal, pois neste estágio surge a chamada “aura” que funciona como um aviso da crise.

Este trabalho propôs uma ferramenta para caracterização de ataques convulsivos em pacientes epiléticos através do Eletroencefalograma, utilizando codificação eficiente. O processamento dos sinais foi realizado através da técnica Codificação Eficiente com o objetivo de obter os códigos eficientes relacionados a dois períodos do sinal de EEG de pacientes epiléticos: interictal e pré-ictal.

Foram utilizados 21 horas de EEG de dois pacientes, a fim de descobrir se a codificação eficiente seria capaz de encontrar diferenças entre os sinais dos dois estágios estudados.

Os resultados mostram que a codificação eficiente é capaz de caracterizar e diferenciar os estágios interictal e pré-ictal do Eletroencefalograma de um paciente epilético a partir de uma determinada faixa de frequência.

Keywords: Epilepsia, Eletroencefalograma, Convulsões, Codificação Eficiente.

ABSTRACT

Epilepsy is a neurological condition characterized by recurrent seizures, caused by brief disturbances in the electrical functions of the brain. Currently seizures are treated via anticonvulsant drugs that improve the quality of life of epileptic patients, controlling seizures with as few side effects as possible.

It is possible to distinguish four stages in the electroencephalogram signal of a patient with the disease: interictal, period without seizure activity; ictal, corresponds to the seizure itself; pre-ictal period before the seizure; and post-ictal period, which precedes the seizure. Studies suggest that in some types of epilepsy it is possible to predict a seizure by analyzing the signs of the pre-ictal period, because at this stage the so-called "aura" appears as a warning of the crisis.

This work proposes a tool for the characterization of convulsive seizures in epileptic patients through the Electroencephalogram, using efficient coding. Signal processing was performed using the Efficient Coding technique to obtain the efficient codes related to two EEG signal periods of epileptic patients: interictal and pre-ictal.

We used 21 hours of EEG from two patients in order to find out if the efficient coding would be able to find differences between the signals of the two stages studied.

The results show that efficient coding is able to characterize and differentiate the interictal and pre-ictal stages of the Electroencephalogram of an epileptic patient from a given frequency range.

Keywords: Epilepsy, Electroencephalogram, Seizure, Efficient Coding.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Onda Alfa	20
Figura 2 - Onda Teta	20
Figura 3 - Onda Beta	20
Figura 4 - Onda Delta	21
Figura 5 – Sinal de EEG durante uma convulsão (período ictal)	22
Figura 6 – Montagem do EEG pelo Sistema 10-20	23
Figura 7 - Estágios do EEG de um paciente com epilepsia	27
Figura 8 - Função base genérica (esquerda). Espectograma da função base (direita). Adaptado de (OLIVEIRA, 2012)	34
Figura 9 - Espectograma sem a parte DC do sinal (à esquerda). Transformada de Hilbert do sinal sem a parte DC (à direita)	35
Figura 10 - Contour plot da Transformada de Hilbert.	35
Figura 11 - Fluxograma do método proposto destacando os principais passos desenvolvidos	37
Figura 12 – Amostra de 1 minuto do sinal de EEG do período interictal	39
Figura 13 – Amostra de 1 minuto do sinal de EEG do período pré-ictal	40
Figura 14 - Funções bases obtidas pelo FastICA para os sinais do período interictal	43
Figura 15 – Acima: Diagrama tempo-frequência do conjunto de funções base do período interictal. Abaixo: Diagrama tempo-frequência do conjunto de funções base do período pré-ictal.	44
Figura 16 - Funções bases do período interictal (em azul) aproximadas por wavelets de Gabor (magenta).	45
Figura 17 - Relação entre a largura de banda e a frequência central para as funções bases aproximadas do: (acima) conjunto interictal e (b) conjunto pré- ictal. Capítulo 8	46

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EEG – Eletroencefalograma

iEEG – Eletroencefalograma intracranial

ILAE – Liga Internacional contra a Epilepsia

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO.....	13
1.1 Considerações Iniciais.....	13
1.2 Contexto	13
1.3 Motivação	15
1.4 Objetivo	16
1.4.1 Objetivo Geral	16
1.4.2 Objetivos Específicos	16
1.5 Contribuições	16
1.6 Organização do Trabalho	17
CAPÍTULO 2 - ELETROENCEFALOGRAMA	18
2.1 Considerações Iniciais.....	18
2.2 Definições e Histórico.....	18
2.3 Atividade Elétrica Cerebral	19
2.4 Epilepsia e EEG	21
2.5 Artefatos	22
2.6 Montagem	22
CAPÍTULO 3 - EPILEPSIA	25
3.1 Considerações Iniciais.....	25
3.2 Definições.....	25
CAPÍTULO 4 - CODIFICAÇÃO EFICIENTE	29
4.1 Considerações Iniciais.....	29
4.2 Definições.....	29

4.3 Estado da Arte.....	30
4.4 Independência Estatística	31
4.5 Algoritmo FastICA	32
4.6 Fitting.....	33
4.7 Análise Tempo-Frequência	33
CAPÍTULO 5 - MATERIAIS E MÉTODOS.....	36
5.1 Considerações Iniciais.....	36
5.2 Metodologia.....	36
5.3 Base de Dados.....	38
5.4 Filtros.....	38
5.5 Codificação Eficiente	41
5.6 Fitting.....	41
5.7 Análise Tempo-Frequência	42
CAPÍTULO 6 - RESULTADOS	43
CAPÍTULO 7 - DISCUSSÕES	47
CAPÍTULO 8 - CONCLUSÕES.....	49
8.1 Trabalhos Futuros	50
8.2 Trabalhos Publicados	50

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Iniciais

Este capítulo trata da contextualização do problema abordado neste trabalho, conceituando-se a Epilepsia, Eletroencefalograma e a Codificação Eficiente. Expõe-se também a motivação do trabalho e seu objetivo geral, bem como, os objetivos específicos. Ainda neste capítulo estão as contribuições que se espera que este trabalho possa dar aos estudos em Epilepsia. Finaliza-se com a estruturação do trabalho e seus capítulos.

1.2 Contexto

Segundo a Organização Mundial da Saúde (68° ASSEMBLEIA MUNDIAL DA SAÚDE, 2015), a epilepsia é uma das doenças neurológicas sérias mais comuns que afeta cerca de 50 milhões de pessoas no mundo todo. As pessoas com epilepsia estão sujeitas a todo tipo de preconceito e estigmas devido à falta de conhecimento em relação à doença e enfrentam dificuldades na educação, no mercado de trabalho, no casamento, entre outros setores da vida pessoal.

Caracterizada pela ocorrência de convulsões, e também por sua recorrência, a epilepsia é classificada como um transtorno convulsivo. Convulsão é a atividade neuronal anormal, rítmica, síncrona e transitória no Sistema Nervoso Central (SNC)

(LYTTON, 2008). Os distúrbios convulsivos já foram classificados em mais de 40 tipos distintos com base em sintomas, espécie de crise, idade de surgimento e padrões eletroencefalográficos (MCNAMARA, 1999).

O diagnóstico mais preciso desta doença é feito através do Eletroencefalograma (EEG), que permite também classificar qual tipo de epilepsia o paciente está sendo acometido. A epilepsia é detectada muitas vezes através da inspeção visual do EEG, o que aumenta as chances de um diagnóstico errado. Por isso, inúmeras pesquisas são feitas para automatizar o diagnóstico e torná-lo menos suscetível a falhas. (SIKDAR; ROY; MAHADEVAPPA, 2018)

O Eletroencefalograma Intracranial (do inglês, iEEG), um tipo de EEG, é obtido por meio de eletrodos implantados diretamente no cérebro. Em epiléticos, os eletrodos podem ficar por até duas semanas implantados, até que uma convulsão ocorra, o iEEG pode fornecer informações sobre em qual região do cérebro estão ocorrendo as atividades anormais. Muitos estudos usam eletrodos implantados externamente, todavia eles podem ser contaminados por artefatos, tais como: movimentos dos olhos e/ou atividade muscular. (LACHAUX; RUDRAUF; KAHANE, 2003)

Este trabalho propõe o uso de codificação eficiente em sinais de iEEG para caracterizar o início de uma crise convulsiva com antecedência. Em outras palavras, pretende-se encontrar distinções entre períodos interictais e pré-ictais no iEEG, cujo conceito encontra-se no corpo deste trabalho.

A hipótese da codificação eficiente, proposta por Horace Barlow em 1961, sugere que os neurônios são adaptados para reduzir a redundância estatística dos sinais aos quais estão sujeitos, em outras palavras, os neurônios evoluíram de modo a minimizar as dependências estatísticas entre respostas de neurais de modo a maximizar a capacidade de transmissão de informações (BARLOW, 1961).

Olshausen e Field (1996) mostraram que modelos computacionais baseados em princípios de codificação eficiente são capazes de realizar previsões sobre propriedades dos campos receptivos das células no córtex visual e nos neurônios cocleares (sistema auditivo) (OLSHAUSEN; FIELD, 1996). Lewicki (2002) aplicou a codificação eficiente ao sistema auditivo, seu trabalho sugere que esse sistema também evoluiu para tornar eficiente o uso de todo aparato auditivo (LEWICKI, 2002).

Em um modelo eficiente o conjunto de filtros codificadores pode ser encontrado utilizando-se a Análise de Componentes Independentes. (COMON, 1994) Este método procura por filtros característicos, também chamados de funções bases, que transformam um conjunto de dados observados em um conjunto de elementos cujos componentes são considerados estatisticamente independentes. (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001) Neste trabalho, procura-se por estes filtros, ou funções bases, que possam caracterizar e, assim, diferenciar os estágios interictais e pré-ictais em sinais de iEEG de pacientes epiléticos.

1.3 Motivação

Para todas as pessoas, a saúde física, mental e a vida social estão interconectados e são interdependentes. Desse modo, nenhum destes aspectos pode ser relegado a um segundo plano e todos precisam estar em harmonia para o bem-estar geral dos indivíduos. Contudo, muitas vezes, o cuidado com a saúde mental é negligenciado ou o acesso a tratamentos é caro e difícil. A epilepsia pode requerer tratamentos individualizados, o que pode tornar ainda mais custoso o acesso a estes.

As desordens mentais exercem grande impacto sobre a vida dos indivíduos, e afetam também a família, a comunidade e os demais contextos onde eles estão inseridos. As pessoas que sofrem com a epilepsia podem ficar incapacitadas para atividades comuns do dia a dia como o trabalho ou o lazer, além do estigma provocado pela falta de conhecimento que leva alguns a considerarem a doença até mesmo “contagiosa”. Além do impacto pessoal e familiar, essa doença gera custos aos sistemas de saúde com tratamentos, fármacos, acompanhamento e até com a possível morte.

O principal objetivo do tratamento para epilepsia é a assegurar a qualidade de vida do paciente, para isso o primeiro objetivo a ser atingido é o controle das crises. Diante do exposto, a necessidade de técnicas de predição de convulsões em pacientes epiléticos, para que se possa atuar com medicamentos a tempo de impedir que elas ocorram causando situações vexatórias ao paciente ou mesmo a necessidade de internação, torna-se evidente.

1.4 Objetivo

1.4.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo para a caracterização de crises em pacientes epiléticos a partir de sinais de iEEG, utilizando técnicas de processamento de sinais para distinguir entre os estágios interictal e pré-ictal em sinais de iEEG de pacientes epiléticos.

1.4.2 Objetivos Específicos

De modo a atingir o objetivo principal, destacado no tópico anterior, buscar-se-á atingir os seguintes objetivos específicos:

- Projetar filtros para eliminar ruídos e sinais que não são de interesse para a investigação do problema proposto, conhecidos como “artefatos”;
- Implementar o algoritmo da codificação eficiente para codificação eficiente dos sinais de iEEG;
- Analisar os resultados obtidos com a codificação eficiente buscando as diferenças entre os períodos interictal e pré-ictal do sinal de EEG de pacientes epiléticos.

1.5 Contribuições

Pode-se destacar as seguintes contribuições que este trabalho pretende dar ao estudo de processamento de sinais de Eletroencefalograma:

- Implementação do algoritmo de codificação eficiente e análise dos resultados com sinais de EEG de pacientes epiléticos;

- Mostrar a viabilidade da codificação eficiente em encontrar características que possam distinguir períodos sem crise de períodos que antecedem à crise;
- Avaliação das funções bases obtidas em tempo-frequência.

1.6 Organização do Trabalho

O capítulo 2 traz um panorama histórico sobre o EEG, destacando as atividades cerebrais e os artefatos que podem ser encontrados neste tipo de registro. O capítulo 3 deste trabalho aborda os aspectos gerais sobre a epilepsia, suas causas, sintomas e tratamento.

No capítulo 4 discute-se a codificação de sinais, dando-se especial destaque à técnica utilizada neste trabalho intitulada Codificação Eficiente. Ainda neste capítulo, tratar-se-á do algoritmo FastICA que é utilizado para encontrar os códigos eficientes do sinal de EEG, também será abordada a análise tempo-frequência utilizada para apresentação dos resultados deste trabalho.

O capítulo 5 descreve o método proposto a aplicação da técnica codificação eficiente, assim como a base de dados utilizada nesta dissertação. No capítulo 6 são apresentados os resultados, que serão discutidos no capítulo 7. As conclusões são encontradas no capítulo 8, onde também se encontram os possíveis trabalhos futuros e as contribuições desta dissertação para a área.

Capítulo 2

ELETROENCEFALOGRAMA

2.1 Considerações Iniciais

Neste capítulo apresenta-se o EEG, exame utilizado neste estudo, de modo a entender porque este sinal é importante para os estudos das desordens mentais e demais doenças relacionadas ao cérebro através das técnicas de processamento de sinais.

O capítulo 2 está organizado em definições e histórico do EEG e atividade elétrica cerebral.

2.2 Definições e Histórico

O Eletroencefalograma é um dos principais exames utilizados no diagnóstico e acompanhamento da Epilepsia. Consiste em uma técnica de medição de potenciais elétricos cerebrais através de eletrodos implantados na região craniana ou diretamente no cérebro. O EEG é utilizado para diagnóstico de doenças, lesões, tumores, para estudar perturbações do sono e para monitorar a atividade elétrica cerebral.

A história do EEG começa quando Carlo Matteuci e Emil Du Bois-Reymond usando um galvanômetro registram a atividade elétrica de nervos musculares e iniciam o conceito de Neurofisiologia. Richard Caton, em 1875, utilizando um

galvanômetro e dois eletrodos registra pela primeira vez a atividade elétrica de um cérebro humano. Hans Berger foi quem descobriu a existência de sinais de EEG em humanos, sua primeira gravação de EEG foi em 1929 com um aparelho criada por ele. (SANEI; CHAMBERS, 2007)

A atividade elétrica cerebral é apresentada no EEG através de formas de onda que possuem amplitude variável medida em microvolts, e costumam ser divididas em faixas de frequência que representam as ondas rítmicas cerebrais. O EEG é usado em conjunto com informações a respeito do paciente, tais como idade, sexo, condições de saúde, para descobrir se há algum padrão anormal no exame. (AMORIM et al., 2017)

O EEG pode ser usado para monitorar e investigar muitos problemas clínicos, como por exemplo: estado de coma, morte cerebral, tumores, traumas encefálicos, amnésia, epilepsia, origem de convulsões, efeitos de drogas, desordens mentais, desenvolvimento cerebral, desordens do sono, localizar áreas danificadas, entre outros. A gama de desordens que podem ser estudados através desse exame motiva muitos estudos de técnicas que possam auxiliar na sua interpretação clínica.

2.3 Atividade Elétrica Cerebral

Os sinais elétricos cerebrais possuem ondas classificadas de acordo com faixas de frequência definidas que são chamadas de atividades rítmicas cerebrais, estas são definidas através de letras gregas. A presença excessiva ou ausência dessas ondas pode indicar um problema. Há cinco faixas conhecidas de frequência denominadas da menor para a maior frequência alfa, teta, beta e delta.

As ondas alfas (Figura 1) encontram-se dentro do intervalo de frequência de 8-13 Hz e, em geral, apresentam-se como um sinal sinusoidal. Este tipo de onda indica um estado de relaxamento de consciência sem atenção ou concentração, é mais produzida com os olhos fechados. Em estados de ansiedade ou concentração mental

este tipo de onda diminui. Sua amplitude chega a no máximo 50 microvolts. (SANEI; CHAMBERS, 2007)



Figura 1 - Onda Alfa

As ondas teta (Figura 2) são associadas ao estado de sonolência, encontram-se na faixa de 4 - 7,5 Hz. Também são associadas à meditação profunda, ao estado inconsciente e estão mais presentes na infância.



Figura 2 - Onda Teta

As ondas beta (Figura 3) são relacionadas ao pensamento ativo, à atenção, ao foco, ao estado de vigília em adultos. A literatura relata sua faixa de frequência entre 14 - 26 Hz, podendo ser encontrada também em frequências superiores à 26 Hz. Sua amplitude é, em geral, menos que 30 microvolts.

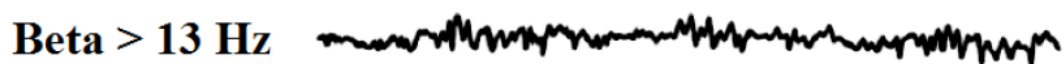


Figura 3 - Onda Beta

Ondas delta (Figura 4) estão na faixa de 0,5 - 4 Hz e são associadas ao sono profundo, mas podem estar presentes em estado vigília. Esta onda é produzida em regiões profundas do cérebro e por isso é atenuada no EEG.



Figura 4 - Onda Delta

A alteração em padrões anormais no EEG pode ser a indicação de algum tipo de patologia clínica. Essas alterações podem ser distorções nas ondas rítmicas, aparecimento ou aumento de padrões em situações incomuns ou ainda o desaparecimento de um padrão esperado em determinada situação.

Segundo Jouny; Bergey, (2012), as bandas características das ondas cerebrais são em baixa frequência δ : [0–4 Hz], θ : [4–8 Hz], α : [8–12 Hz] e em alta frequência β : [12–30 Hz], γ : [30–58 Hz].

2.4 Epilepsia e EEG

A Epilepsia pode ser detectada e estudada através da detecção de alterações de padrões no EEG. Segundo Sanei; Chambers (2007), a convulsão (Figura 5) normalmente se encontra na faixa de frequência da onda alfa, ocorrendo uma diminuição gradativa da frequência e mudanças na morfologia da onda.

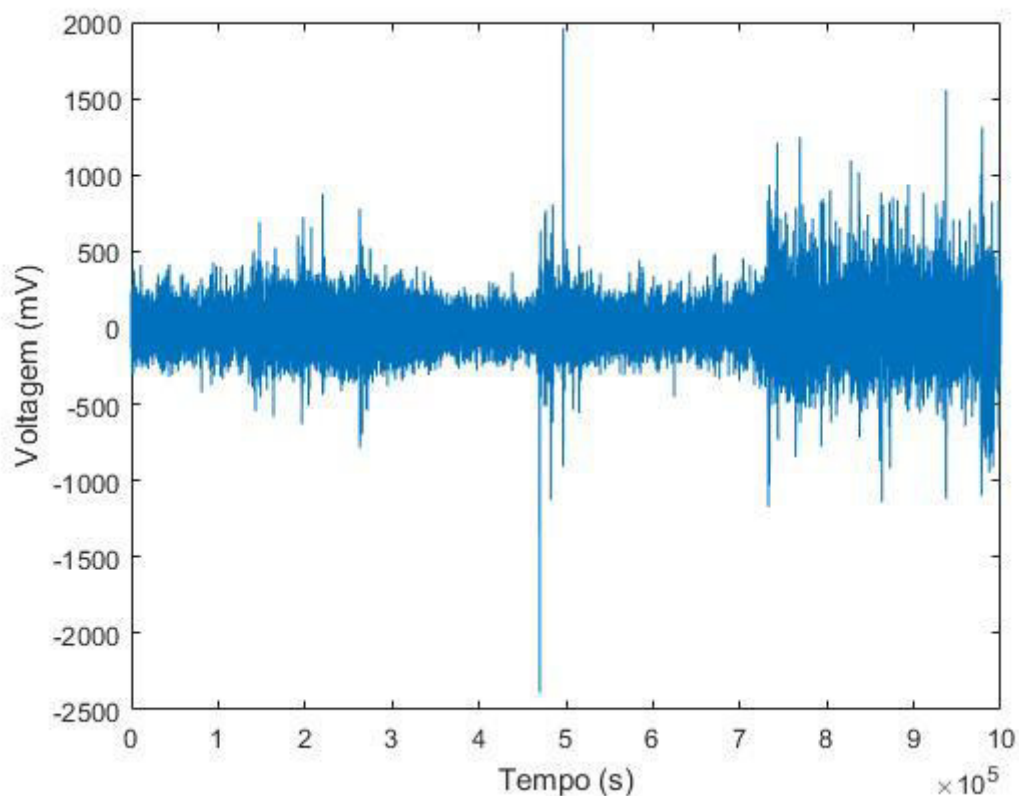


Figura 5 – Sinal de EEG durante uma convulsão (período ictal)

2.5 Artefatos

O EEG é muitas vezes contaminado por sinais denominados de artefatos, que não são de origem cerebral. Estes artefatos podem ser: o movimento dos olhos, artefatos musculares, movimento dos eletrodos, o sinal da rede elétrica, entre outros. Estes sinais indesejados podem dificultar a interpretação do exame e são difíceis de ser eliminados. (ISLAM; RASTEGARNIA; YANG, 2016)

2.6 Montagem

A montagem do EEG é feita de acordo com o Sistema Internacional 10-20% (Figura 6). Em geral, utilizam-se 21 eletrodos implantados sobre o couro cabeludo

com distâncias proporcionais ao tamanho do crânio. No EEG intracranial os eletrodos são implantados diretamente no cérebro do paciente, trata-se de um exame invasivo, porém menos sujeito a artefatos.

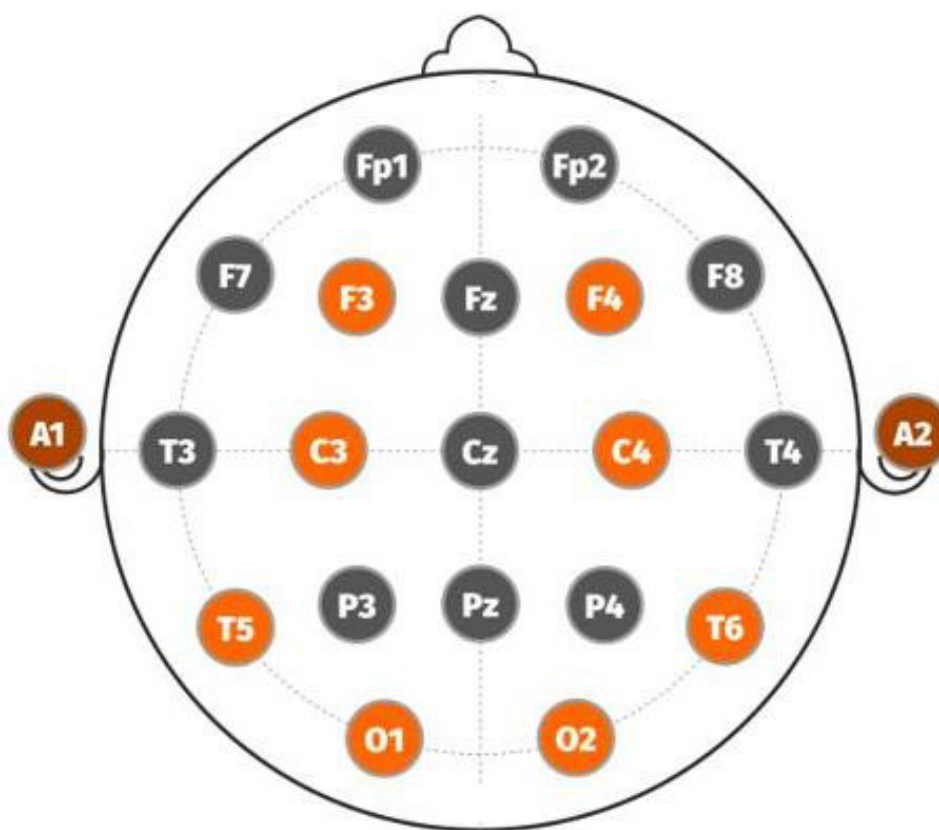


Figura 6 – Montagem do EEG pelo Sistema 10-20

Na Tabela 1 tem-se a identificação da região em que cada eletrodo é posicionado. Os números na Figura 6 referem-se aos hemisférios cerebrais. (SEECK et al., 2017)

Tabela 1 - Identificação dos eletrodos

Identificação	Região
F	Lobo Frontal
T	Lobo Temporal
C	Região Central

P	Lobo Parietal
O	Lobo Occipital
Z	Linha Média
A	Orelhas
Fp	Frontais

Capítulo 3

EPILEPSIA

3.1 Considerações Iniciais

Neste capítulo estuda-se a Epilepsia. Esta desordem mental será abordada neste trabalho utilizando o EEG de pacientes epiléticos. Apresenta-se o conceito da doença e sua classificação, além dos estágios que podem ser distinguidos em um EEG de alguém acometido pela doença.

3.2 Definições

Epilepsia é o nome dado a uma desordem cerebral caracterizada por interrupções no funcionamento normal do cérebro, estas caracterizam-se pela recorrência e imprevisibilidade e são denominadas de convulsões. A epilepsia é uma doença que possui sintomas e causas distintas em cada paciente, refletindo-se em uma imensa gama de disfunções cerebrais. (FISHER et al., 2005)

A Liga Internacional contra a Epilepsia (do inglês, ILAE) define uma convulsão epilética como a ocorrência transitória de sinais e sintomas que ocorrem devido a uma atividade neuronal excessiva ou síncrona no cérebro. Um paciente é diagnosticado com a doença quando essa atividade anormal se torna recorrente. (FISHER et al., 2014)

Na literatura médica atual, as convulsões epiléticas são classificadas em focais, generalizadas, desconhecidas e não classificadas. Uma convulsão generalizada afeta os dois hemisférios cerebrais provocando atividade neuronal anormal em ambos, enquanto uma convulsão parcial ocorre apenas em dos hemisférios. O termo desconhecidas refere-se às convulsões cujo início é desconhecido, esta classe tem abarcado muitas crises não classificadas. (FALCO-WALTER; SCHEFFER; FISHER, 2018)

Pessoas com epilepsia sofrem com o preconceito e as limitações que a doença pode trazer que impactam sua qualidade de vida, sua integração social e familiar e sua autoestima. O diagnóstico da doença pode ter um impacto negativo para a pessoa, sua família e na sociedade na qual está inserida. (TEDRUS; PEREIRA; ZOPPI, 2018)

A epilepsia tem muitas causas, tais como, traumas cranianos, danos cerebrais durante a gestação, síndrome autoimune e herança genética. Embora acredite-se que haja a presença de algum componente genético na determinação da doença, a maioria dos casos ocorre sem que haja qualquer histórico familiar notável. (JENSEN, 2014)

As causas da epilepsia e os tipos de convulsão são diversos e determinam parcialmente a escolha da droga anticonvulsivante para cada paciente, uma vez que cada fármaco tem um mecanismo de ação diferente que pode ou não ser benéfico ao tratamento. (ELGER, 2016)

O diagnóstico da doença é feito através da investigação do histórico do paciente e de uma investigação física detalhada. Informações importantes a serem levantadas são a idade de início, a frequência de ocorrência e a duração dos intervalos entre crises, que irão auxiliar em um diagnóstico mais preciso. Além disso, a investigação deve cobrir o histórico familiar do paciente, traumas, crises febris, infecções e intoxicações.

Realizado diagnóstico clínico, passam-se aos exames complementares, dentre os quais o principal é o Eletroencefalograma (EEG), de forma a obter uma avaliação mais acurada. O EEG é capaz de responder a alguns questionamentos que o exame clínico não é capaz: O paciente tem epilepsia? Em qual região do cérebro as crises

estão acontecendo? O tratamento está provocando os efeitos desejados? (NOACHTAR; RÉMI, 2009)

Segundo (JAVED et al., 2015), é possível distinguir quatro estágios na atividade elétrica cerebral de um paciente epilético, estes estágios estão mostrados graficamente na Figura 7:

- Interictal – período entre convulsões, em que não há nenhuma atividade convulsiva.
- Pré-ictal – período imediatamente anterior a uma convulsão.
- Ictal – corresponde a convulsão em si.
- Pós-ictal – curto período de tempo imediatamente após uma convulsão.

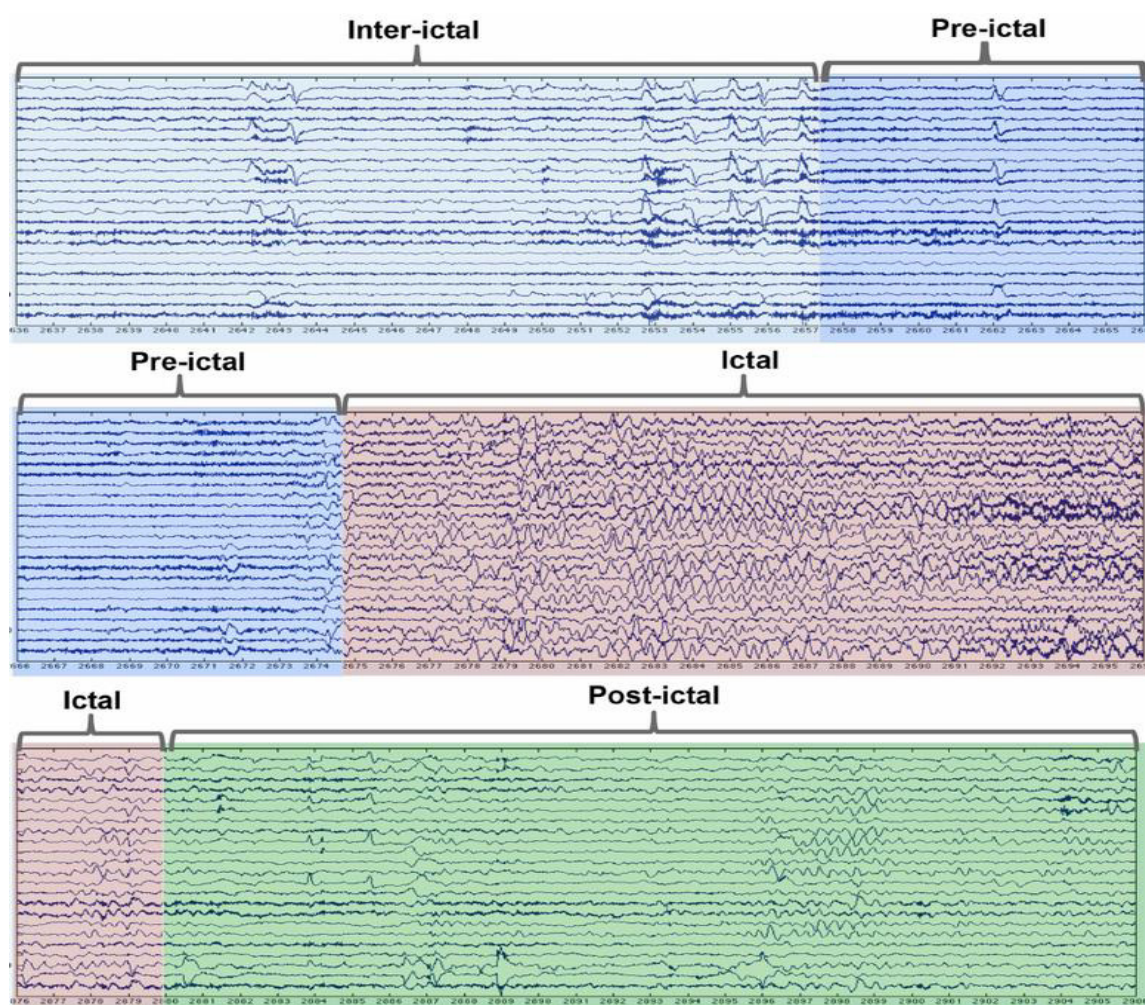


Figura 7 - Estágios do EEG de um paciente com epilepsia

Muitos trabalhos tratam da investigação das características de cada um desses períodos do EEG. Com base nisto, diversos modelos têm sido propostos para caracterização de convulsões em sinais de iEEG: modelos baseados nas transformadas de Hilbert e wavelet (POLAT; OZERDEM, 2016); modelos que usam apenas dados estatísticos do sinal: desvio padrão, *skewness* e curtose (BEHARA et al., 2016); sistemas baseados na transformada discreta de wavelet (SHARMILA; GEETHANJALI, 2016); modelos usando decomposição wavelet multi-nível (BUGEJA; GARG; AUDU, 2016), entre outros.

Capítulo 4

CODIFICAÇÃO EFICIENTE

4.1 Considerações Iniciais

Este Capítulo aborda a hipótese utilizada nesta dissertação para o processamento dos sinais de EEG de pacientes epiléticos, a Codificação Eficiente. As definições matemáticas são apresentadas, bem como o algoritmo utilizado. É abordada também a técnica de análise dos resultados, a análise tempo-frequência.

4.2 Definições

Segundo a teoria da informação, para construção de modelos há duas hipóteses principais: os códigos simples, que pressupõe a escolha da explicação mais simples e consistente com os dados com o mínimo de suposições possíveis. E os códigos eficientes que supõe que os organismos são otimizados para melhorar seu desempenho. (SOFTKY, 1995)

A hipótese da codificação eficiente supõe esparsidade na ativação dos neurônios. Esparsidade está relacionada diretamente à independência estatística, de modo que quando uma aumenta a outra diminui. Um modelo esparso para um vetor aleatório x pode ser escrito como uma combinação linear de um conjunto de funções bases A e um conjunto de coeficientes esparsos s : (OLIVEIRA, 2012)

$$x = \sum_i a_i s_i \quad (1)$$

A ideia de reduzir a dependência estatística entre vetores é uma das características da Análise de Componentes Independentes (ICA). O ICA é um método para encontrar fatores ou componentes de dados estatísticos multidimensionais, de modo que tais componentes sejam simultaneamente estatisticamente independentes e não gaussianos (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001). Usando a representação padrão de ICA na Equação 1:

$$x = As \quad (2)$$

Supondo-se A invertível, a solução s do sistema acima é dada por:

$$s = Wx \quad (3)$$

onde W é a matriz a ser determinada, e pode ser reescrita como $W = A^{-1}$. É a matriz A que interessa à codificação eficiente, é seu estudo que fornecerá as características procuradas nos sinais objeto deste artigo. As colunas de A , que é uma população neural, são as funções bases que serão utilizadas para o estudo proposto neste trabalho.

O objetivo da codificação eficiente é encontrar um conjunto de funções s , para os quais os coeficientes A são maximamente eficientes, podem transportar a maior parte das informações com menor custo em relação aos dados. (MING; HOLT, 2009)

4.3 Estado da Arte

Em Lewicki, (2002), utilizou-se sons ambientais; tais como, chuva, fogo, sons de floresta, entre outros; sons produzidos por mamíferos e a fala de 100 homens e mulheres, para mostrar que as fibras nervosas auditivas codificam vários sons usando princípios da Teoria da Informação, em outras palavras, o sistema auditivo codifica os sons de maneira eficiente reduzindo a redundância estatística. Seus resultados mostram que, para os sons utilizados, o sistema auditivo pode ser representado como um conjunto de filtros codificadores diferentes para cada tipo de som.

Olshausen e Field, (1996) utilizaram a hipótese da codificação eficiente para entender a resposta das células nervosas visuais diante de imagens naturais. Através de um algoritmo de aprendizagem, eles encontraram um conjunto de códigos esparsos lineares que dão origem a campos receptivos similares aos encontrados no córtex visual primário. Este trabalho sugere que o córtex visual funciona de forma eficiente, minimizando a redundância e maximizando a transmissão de informação.

Os resultados de Ming e Holt, (2009) sugerem que há evidências de codificação eficiente na percepção auditiva humana. O trabalho compara as respostas do sistema auditivo a dois experimentos diferentes, no primeiro é utilizado um banco de filtros derivados da codificação eficiente da fala, enquanto no segundo são utilizados filtros derivados de outras técnicas. O reconhecimento de fala utilizando os códigos eficientes foi mais preciso que qualquer outro, o que sugere que a hipótese utilizada neste trabalho também se aplica ao sistema auditivo.

Lucena (2011) trabalha a codificação eficiente em sinais de Eletrocardiograma (ECG) no estudo da fibrilação atrial, doença do sistema cardiovascular, e na regulação do coração pelo Sistema Nervoso Central (SNC), através dos controles simpático e parassimpático. Para realizar o estudo, utilizam-se sinais de ECG de humanos e coelhos sem fibrilação atrial e com a doença. Os resultados sugerem que a hipótese da codificação eficiente também pode ser aplicada ao estudo do sistema cardiovascular e, sugerem ainda que o SNC também opera de maneira eficiente.

4.4 Independência Estatística

Considerando duas variáveis aleatórias x_1 e x_2 , diz-se que elas são independentes se e somente se x_1 não traz nenhuma informação de x_2 e vice-versa. A independência estatística pode ser definida em termos da densidade de probabilidade. Seja $p(x_1, x_2)$ a função de densidade de probabilidade conjunta de x_1 e x_2 , e seja $p(x_1)$ e $p(x_2)$ as funções de densidade de probabilidade marginal de x_1 e x_2 , respectivamente, tem-se:

$$p(x_1, x_2) = p(x_1)p(x_2) \quad (4)$$

Então, as variáveis x_1 e x_2 serão ditas independentes se a função de probabilidade conjunta for igual ao produto das suas probabilidades marginais.

4.5 Algoritmo FastICA

Proposto por Hyvärinen; Karhunen; Oja, (2001), o FastICA é utilizado para determinar as matrizes A e S usando uma aproximação da negentropia para maximizar a não-Gaussianidade de S . Uma descrição detalhada do FastICA pode ser encontrada em (OLIVEIRA, 2012), aqui resumida nos seguintes passos:

1. Centralizar o vetor de dados observados x tornando-o um vetor de média zero:

$$x' = x - m_x. \quad (5)$$

2. Multiplicar o vetor x' por uma matriz de branqueamento V , obtendo-se um novo vetor z , que é dado por

$$z = Vx'. \quad (6)$$

3. Escolher o número m de códigos a serem estimados.
4. Inicializar a matriz W aleatoriamente.
5. Atualizar os componentes da matriz W , utilizando a seguinte equação:

$$w_i = E\{z\phi(w_i^T z)\} - E\{z\phi'(w_i^T z)\}w_i \quad (7)$$

onde $\phi(\cdot)$ é a tangente hiperbólica.

6. Normalizar W usando:

$$W = (WW^T)^{-1/2} W \quad (8)$$

7. Verificar a convergência de W .

4.6 Fitting

As funções bases obtidas com o FastICA assemelham-se a funções de Gabor, cuja expressão matemática é dada na equação 9. Esta função é expressa como cosseno que é modulado por um envelope gaussiano (DURKA; IRCHA; BLINOWSKA, 2001):

$$v(t) = e^{-\pi \left(\frac{t-t_0}{s} \right)^2} \cos(\omega(t-t_0) + \gamma) \quad (9)$$

onde t^0 é a média do envelope gaussiano, s é o desvio padrão do envelope, ω é a frequência fundamental do cosseno, γ é a fase do cosseno.

4.7 Análise Tempo-Frequência

As funções bases encontradas na codificação eficiente devem assemelhar-se a filtros passa-banda do tipo FIR, a análise de filtros requer uma técnica que possa permitir observar diversos parâmetros de maneira simultânea. (OLIVEIRA, 2012) A análise-tempo frequência é utilizada neste trabalho para realizar o estudo dos filtros codificadores encontrados para o sinal de EEG de pacientes epiléticos.

A análise tempo-frequência é uma técnica que consiste em estudar um sinal no tempo e na frequência simultaneamente. Considerando que há relação no comportamento temporal e no comportamento em frequência de um sinal, estas propriedades podem ser entendidas melhor se analisadas em conjunto.

A análise tempo-frequência realizada nesta dissertação inicia-se fazendo o espectrograma da função base. Na Figura 8, tem-se uma função base obtida através da codificação eficiente no trabalho de Oliveira, (2012), à esquerda. À direita, temos o espectrograma desta função base.

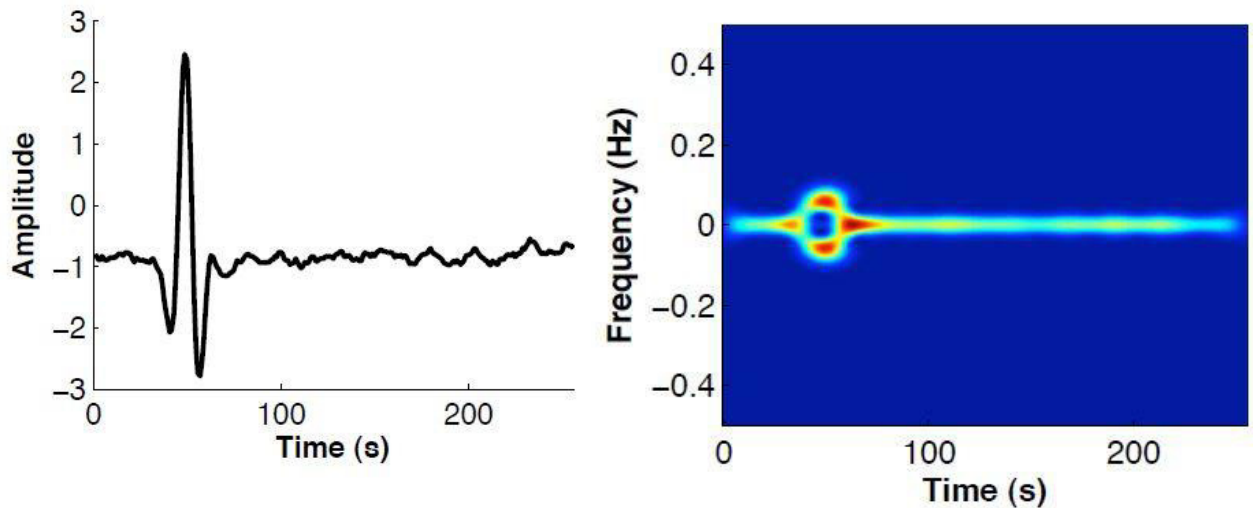


Figura 8 - Função base genérica (esquerda). Espectrograma da função base (direita).

Adaptado de (OLIVEIRA, 2012)

É necessário retirar a parte DC do sinal (função base), Figura 9 à esquerda. Então realiza-se a Transformada de Hilbert, Figura 9 à direita. A transformada de Hilbert de um sinal $\varphi(t)$, denotada por $H[\varphi(t)]$, obtém a parte imaginária do sinal $A[\varphi] = \varphi(t) + iy(t)$, que é dada por

$$y(t) = H[\varphi(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\varphi(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (10)$$

O envelope do sinal é expresso por $A[\varphi] = \varphi(t) + iy(t)$. (LUCENA et al., 2011)

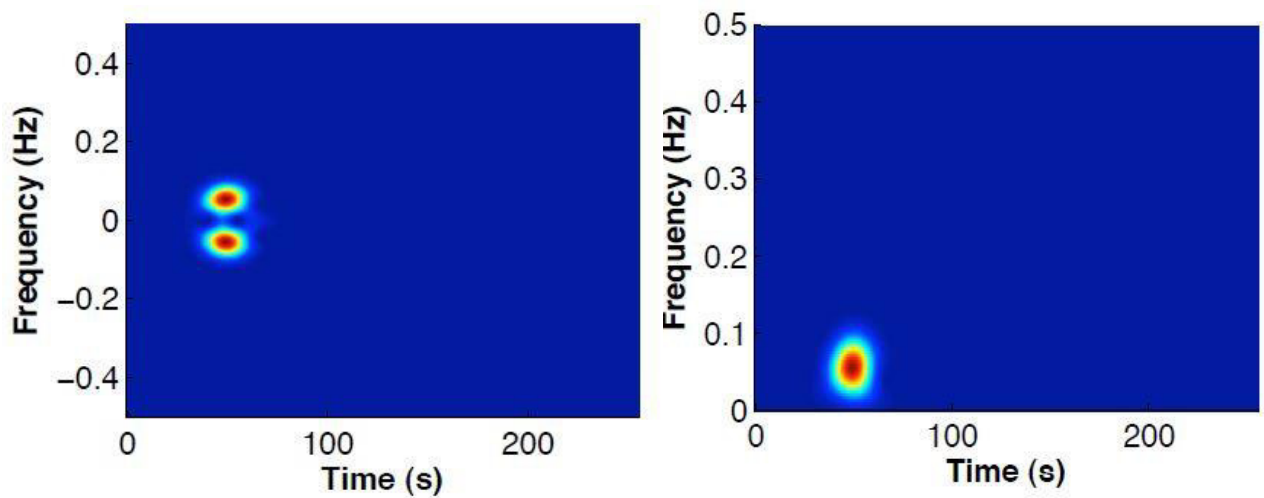


Figura 9 - Espectrograma sem a parte DC do sinal (à esquerda). Transformada de Hilbert do sinal sem a parte DC (à direita).

Adaptado de (OLIVEIRA, 2012)

Para construir o diagrama tempo-frequência utiliza-se o contour plot da Transformada de Hilbert, isto está demonstrado na Figura 10.

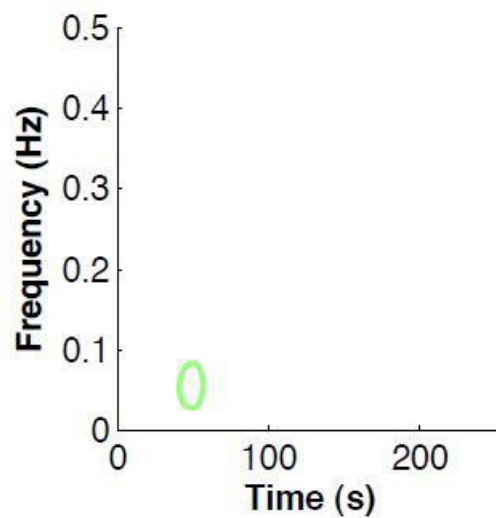


Figura 10 - Contour plot da Transformada de Hilbert.

Adaptado de (OLIVEIRA, 2012)

Capítulo 5

MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 Considerações Iniciais

Neste Capítulo trata-se sobre como as técnicas descritas no Capítulo anterior foram aplicadas à base de dados utilizada. A base de dados e seus detalhes também são descritos em uma seção.

5.2 Metodologia

O método proposto neste trabalho é descrito pelo diagrama de blocos na Fig. 1 este consiste nas seguintes etapas: filtragem dos sinais de iEEG para remoção de artefatos e ruídos, segmentação do sinal em períodos correspondentes à estacionariedade do iEEG, aplicação do algoritmo FastICA nos dados janelados para extração das funções bases, realização de aproximação nas funções bases com wavelets de Gabor e análise das características obtidas dos sinais interictais e pré-ictais.

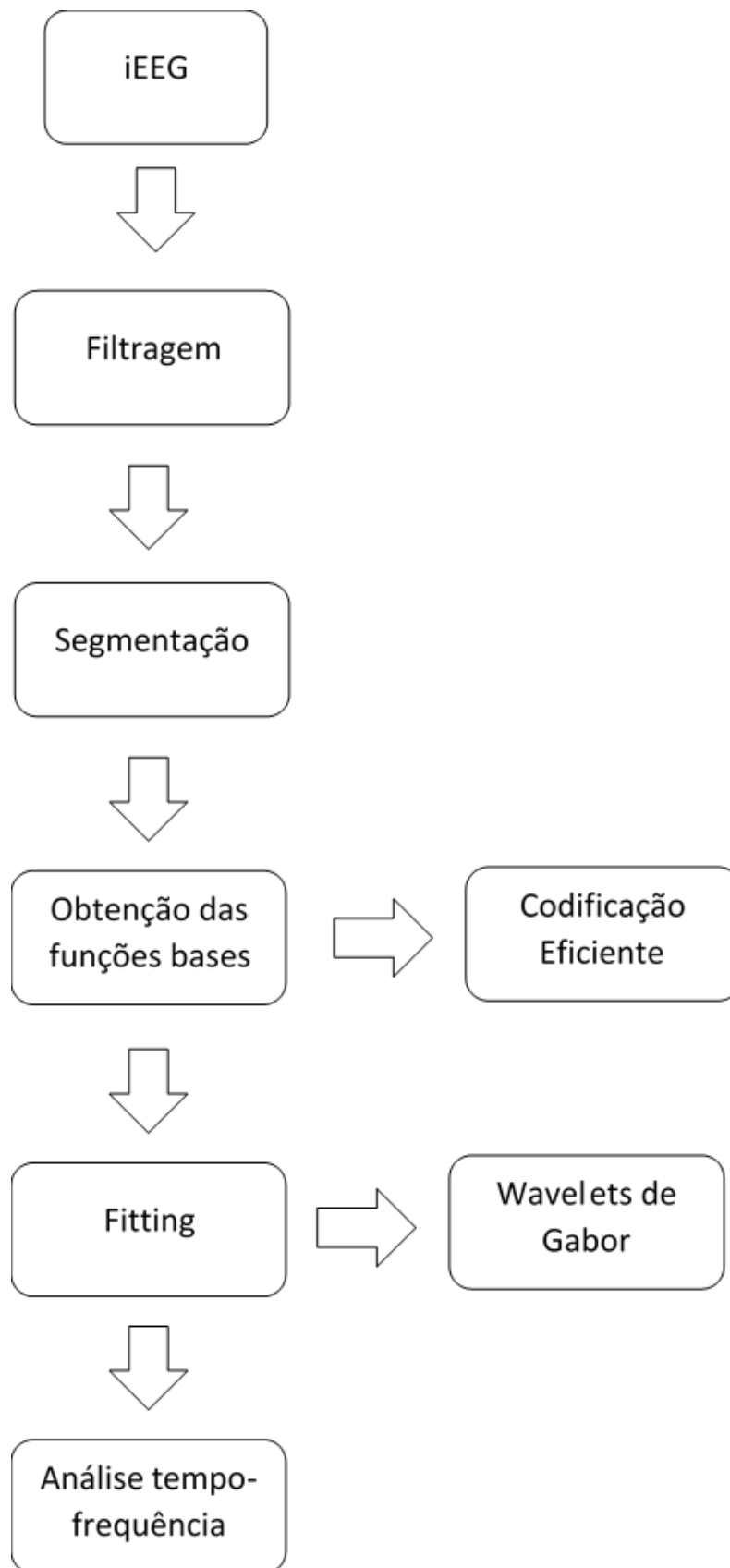


Figura 11 - Fluxograma do método proposto destacando os principais passos desenvolvidos.

5.3 Base de Dados

A base utilizada neste trabalho foi obtida no portal NIH-sponsored International Epilepsy Electrophysiology. Esta base é composta por diversos sinais de Eletroencefalograma obtidos em vários centros de pesquisa voltados para o estudo da epilepsia.

Foram escolhidos sinais de iEEG dos períodos interictal e pré-ictal com taxa de amostragem de 500 Hz. Os sinais foram captados utilizando-se 15 eletrodos e segmentados em sequências de 10 minutos.

No total foi utilizado o correspondente a 15 horas de sinal interictal e 6 horas de sinal pré-ictal de dois pacientes. Um segmento de 1 minuto do sinal do período interictal é apresentado na Fig. 6. Na figura 7, tem-se a representação de 1 minuto do período pré-ictal.

5.4 Filtros

Nos dados aplicou-se um filtro de Notch com frequência de corte de 50 Hz para eliminar o ruído da rede elétrica, cuja frequência é de 50 Hz no país onde os dados foram gravados.

Não foram aplicados filtros para eliminação de artefatos típicos do sinal de EEG, pois este trabalho utiliza o iEEG que é um tipo de exame menos sujeito à interferências de ruídos.

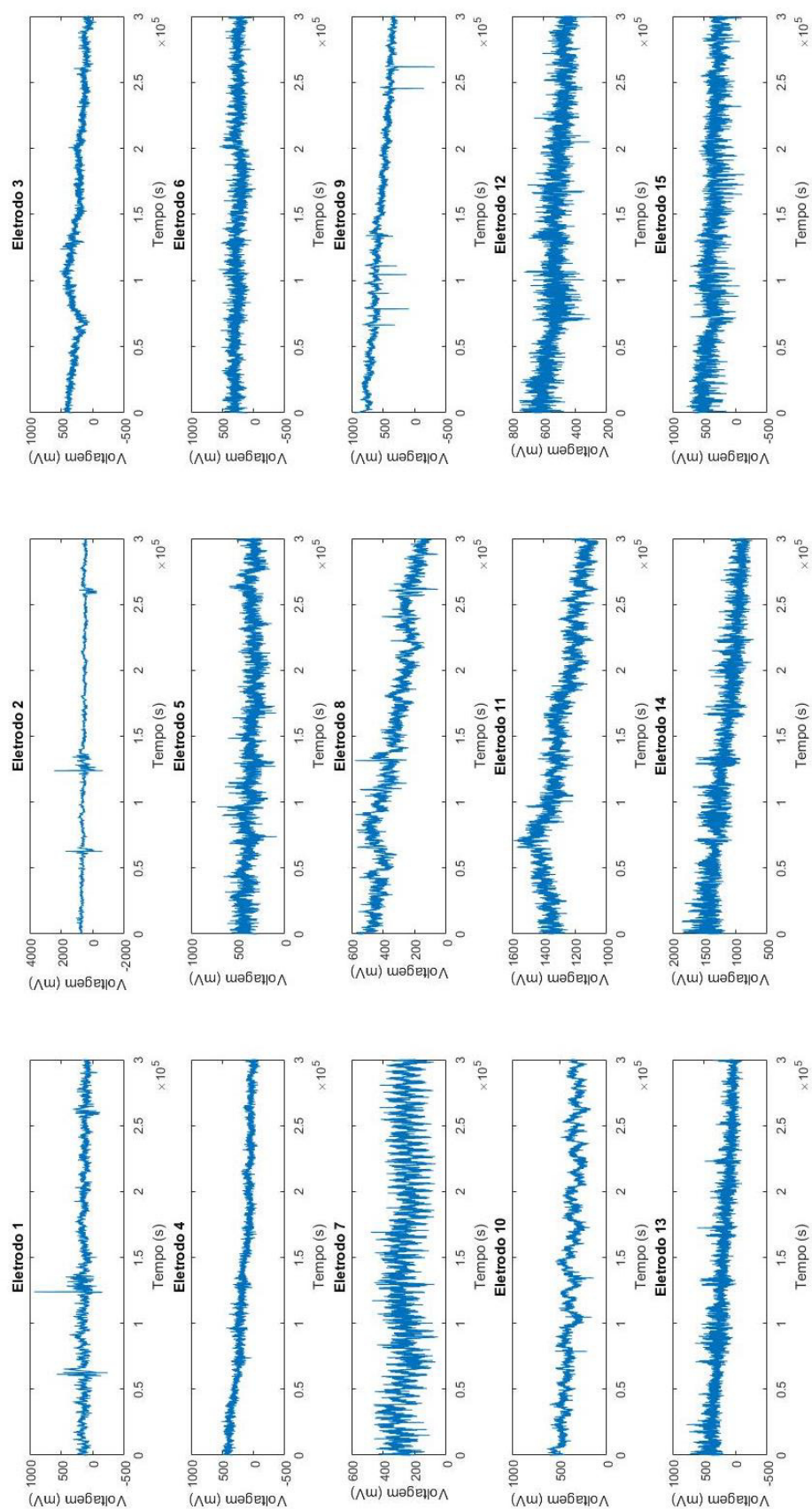


Figura 12 – Amostra de 1 minuto do sinal de EEG do período interictal

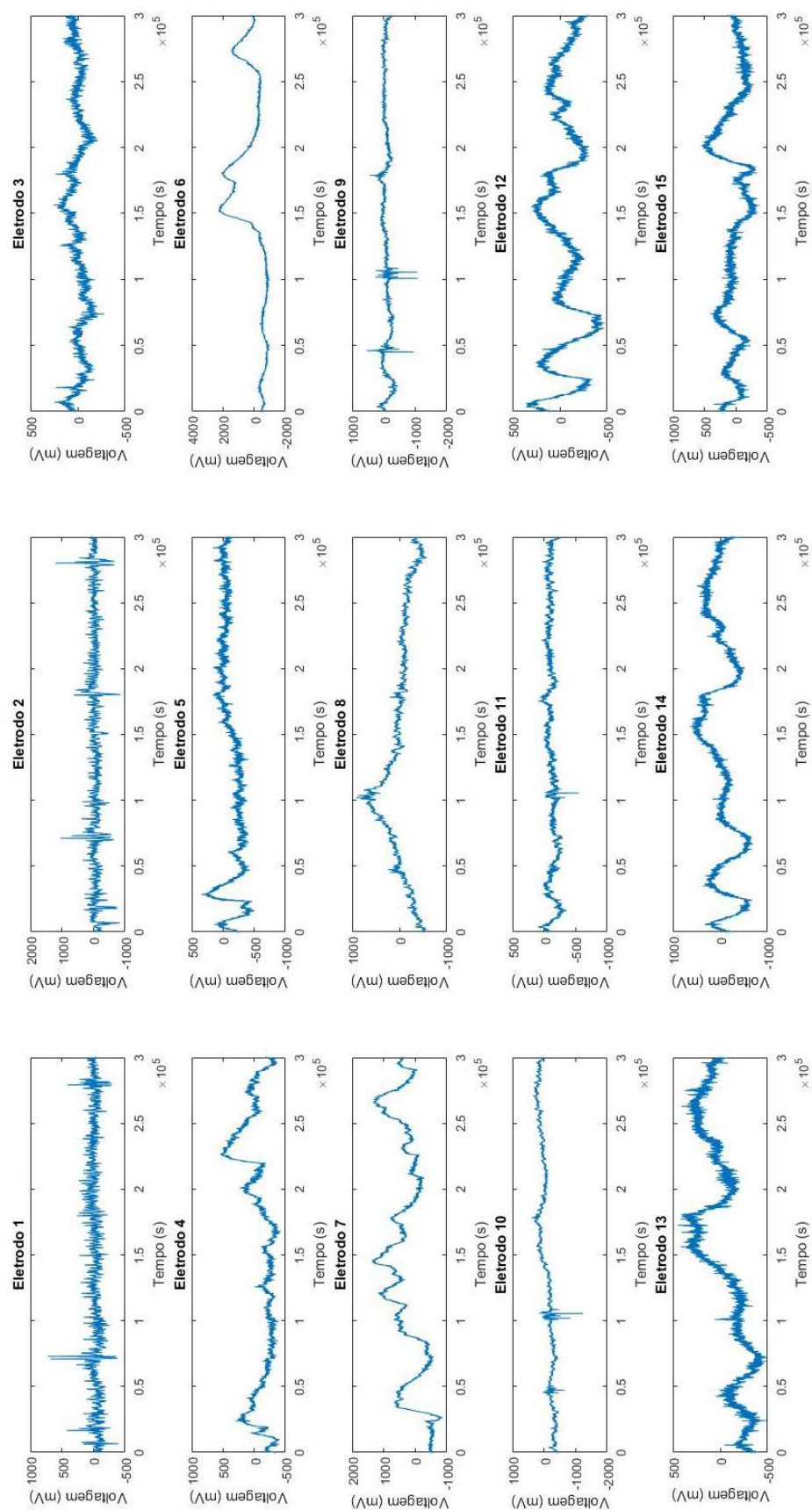


Figura 13 – Amostra de 1 minuto do sinal de EEG do período pré-ictal

5.5 Codificação Eficiente

Para extração das funções bases, foi utilizado o algoritmo FastICA. Os registros de EEG foram segmentados em períodos de 1 segundo correspondente ao período de estacionariedade do EEG, para gerar a matriz X , que é a matriz de entrada do algoritmo. Assim,

$$s = Wx \quad (11)$$

Através da matriz X será estimada a matriz A , que é a matriz procurada de funções bases do problema. Sendo,

$$W = A^{-1} \quad (12)$$

O MATLAB foi o software utilizado neste trabalho para estimação da matriz de funções base do problema e para realizar os cálculos necessários à análise tempo-frequência.

5.6 Fitting

Usando um algoritmo de Mínimos Quadrados, as funções bases do FastICA foram aproximadas por wavelets de Gabor. Observando-se a Equação 9, percebe-se que após o fitting chega-se a uma expressão em função do tempo, t , e da frequência, w_0 .

Essa transformação permite que as funções bases obtidas possam ser analisadas no domínio do tempo e da frequência simultaneamente.

5.7 Análise Tempo-Frequência

Em sequência ao fitting realizado com as funções bases, foi feita a análise tempo-frequência das funções de Gabor obtidas. Foram plotados os diagramas tempo-frequência das funções bases. Foi também representada a relação largura de banda versus frequência central para análise posterior.

Capítulo 6

RESULTADOS

Utilizando os sinais de iEEG, da base descrita anteriormente, janelados em períodos de 1s o que corresponde ao período de estacionariedade do iEEG, as funções bases dos períodos interictal e pré-ictal foram obtidas utilizando o FastICA. No total foram obtidas 500 funções bases. Algumas funções bases do período interictal são apresentadas na Figura 14.



Figura 14 - Funções bases obtidas pelo FastICA para os sinais do período interictal

Na Figura 15, cada função base obtida está representada através de um “contorno”. O diagrama superior representa o período interictal, o diagrama inferior representa o período pré-ictal. Em cada diagrama, tem-se, portanto, 500 “contornos”, onde cada um representa uma função base do conjunto respectivo.

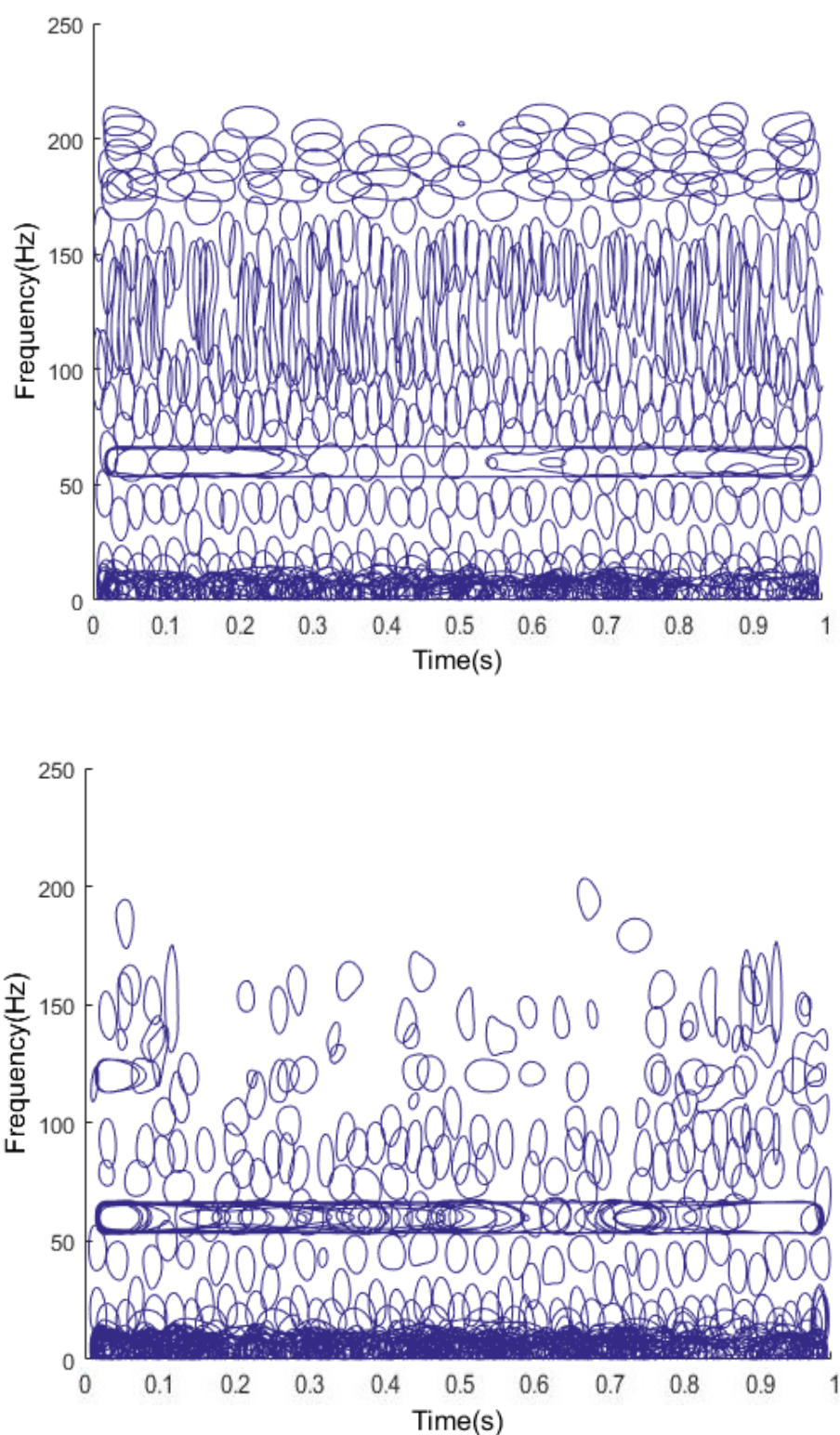


Figura 15 – Acima: Diagrama tempo-frequência do conjunto de funções base do período interictal. Abaixo: Diagrama tempo-frequência do conjunto de funções base do período pré-ictal.

O diagrama tempo frequência das funções bases obtidas utilizando os sinais interictais é mostrado na Figura 15(acima), Na Figura 15(abaixo) é mostrada a análise tempo frequência das funções bases obtidas utilizando os sinais pré-ictais.

Para melhor representar as funções no espaço tempo-frequência, as funções bases foram aproximadas por funções de Gabor. Algumas amostras desta aproximação podem ser vistas na Figura 16. Algumas das funções bases do conjunto original foram descartadas por não estarem localizadas em tempo e frequência. Em uma representação por codificação eficiente, as funções bases devem se assemelhar a filtros passa-banda, as funções bases descartadas não se comportam deste modo.



Figura 16 - Funções bases do período interictal (em azul) aproximadas por wavelets de Gabor (magenta).

Após o fitting, foi feita a relação largura de banda versus frequência central graficamente. Apresentadas na Figura 16 (acima) tem-se o conjunto interictal e na Figura 16 (abaixo), o período preictal. Na Figura 16, estão representadas as frequências características do sinal de iEEG (em alta e baixa frequência) e também as altíssimas frequências encontradas pelo FastICA.

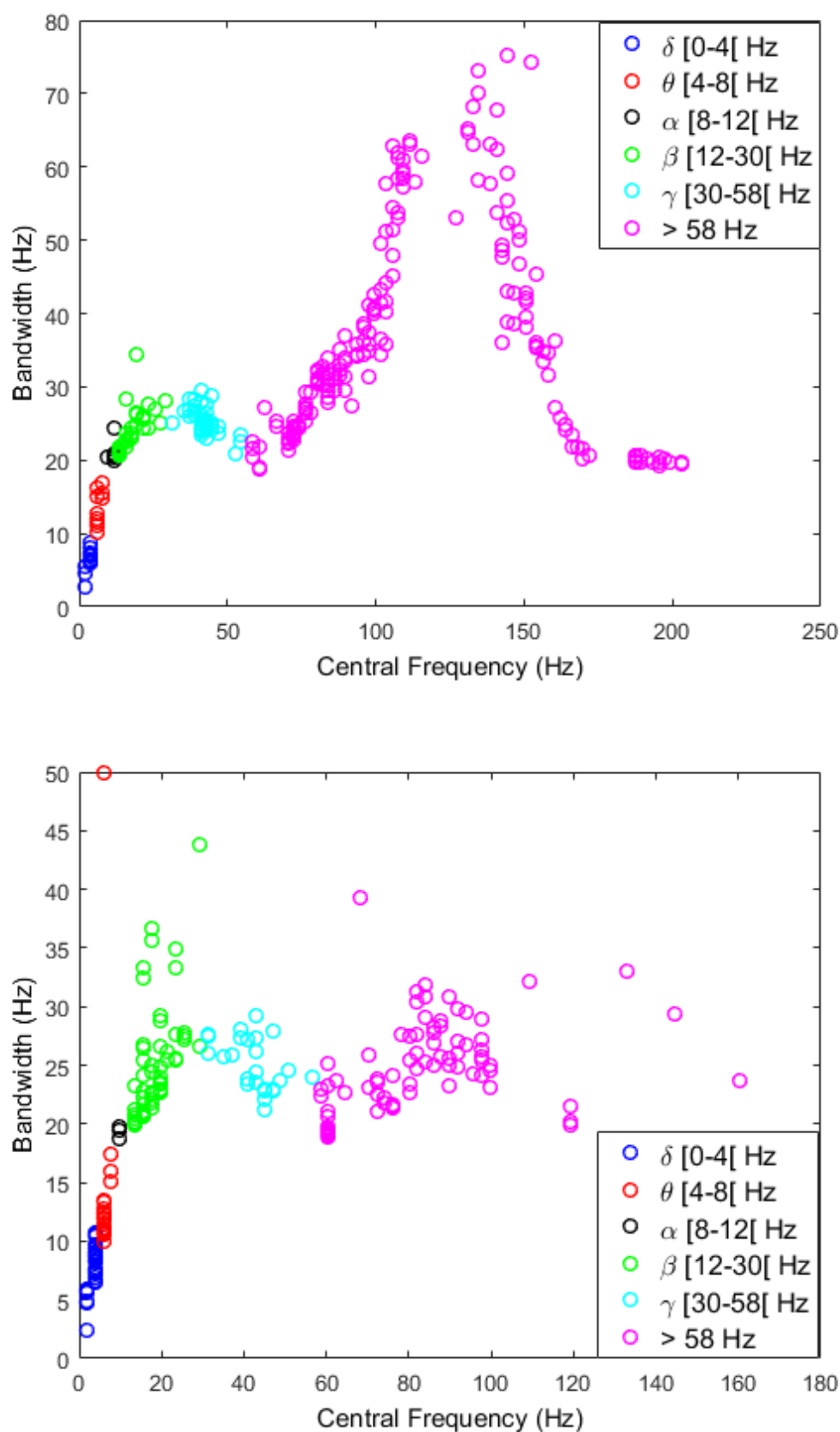


Figura 17 - Relação entre a largura de banda e a frequência central para as funções bases aproximadas do: (acima) conjunto interictal e (b) conjunto pré-ictal.

Capítulo 8

DISCUSSÕES

Segundo Jouny; Bergey, (2012), as bandas características das ondas cerebrais são em baixa frequência δ : [0–4 Hz[, θ : [4–8 Hz[, α : [8–12 Hz[e em alta frequência β : [12–30 Hz[, γ : [30–58 Hz[.

Pela análise dos diagramas tempo-frequência dos períodos interictal e pré-ictal, mostrados na Figura 15, percebe-se que há uma diferença significativa entre os dois conjuntos em relação as frequências presentes no sinal.

Estes resultados sugerem que as altíssimas frequências (acima de 58 Hz) estão presentes em número maior e com mais regularidade no período interictal. Essa diferença acentua-se quando observamos a faixa de frequência acima de 100 Hz.

Para Sanei; Chambers, (2007) a ocorrência de frequências acima de 30 Hz seria rara e sua ocorrência poderia ser um indicador de doenças cerebrais. Os resultados sugerem que para pacientes epiléticos há ocorrência de ondas em altas frequências, especialmente para o período interictal.

Nas baixas e altas frequências (abaixo de 58 Hz), a relação largura de banda versus frequência central, mostrada na Figura 17Figura 16, é semelhante para os dois conjuntos. Contudo, para frequências centrais maiores que 58 Hz os gráficos da Figura 17 confirmam a conclusão obtida na análise da Figura 15.

Na Figura 17, é possível observar como as frequências δ : [0–4 Hz[, θ : [4–8 Hz[, α : [8–12 Hz[, β : [12–30 Hz[e γ : [30–58 Hz[aparecem no sinal de EEG dos períodos interictal (acima) e pré-ictal (abaixo). Neste trabalho, essas faixas de frequências não foram suficientes para apontar diferenças entre estes estágios.

A partir da relação da frequência central da função base e da sua largura de banda é possível dizer como esta função está se comportando. Quando nesta relação a largura de banda é constante ao longo da frequência, as funções bases se

comportam de acordo com a Transformada de Fourier, tendo uma alta resolução no tempo e baixa resolução em frequência.

Se a largura de banda varia de forma linear com a frequência central, então o comportamento será da Transformada Wavelet. Para a Transformada de Gabor, a resolução em tempo e frequência será a mesma.

Estes resultados confirmam a hipótese levantada por Gotman (2010) de que as oscilações em alta frequência podem funcionar como um marcador para a epilepsia. Para Andrade-Valença et al. (2012) e Jacobs et al. (2008), as altas frequências estão relacionadas ao período interictal e podem ser um indicador da zona epilética cerebral.

Capítulo 9

CONCLUSÕES

O estudo de técnicas não-invasivas que possam auxiliar os especialistas a detectar crises convulsivas epiléticas com antecedência pode melhorar a qualidade de vida dos pacientes acometidos por este tipo de desordem, que tem impactos em diversos aspectos da vida.

O processamento de sinais de EEG é uma das técnicas mais utilizadas na literatura para criar mecanismos de previsão de crises epiléticas. Este exame pode revelar diversos aspectos da doença, como em que região do cérebro se originam as convulsões.

Neste trabalho, nós apresentamos um modelo para o estudo das características de crises convulsivas em paciente epiléticos, baseado na codificação eficiente de sinais de EEG. Embora, visualmente, os períodos interictal e pré-ictal de um sinal de EEG de pacientes epiléticos sejam indistinguíveis, pretendeu-se mostrar que é possível encontrar diferenças significativas entre estes dois períodos através da codificação eficiente.

Os resultados dos experimentos mostraram que a codificação eficiente é capaz de apontar diferenças entre os sinais dos estágios interictal e pré-ictal da doença. Pela análise do diagrama tempo frequência, os resultados sugerem que o aparecimento de componentes em alta frequência (acima de 58 Hz) está relacionada ao período interictal conforme a literatura descreve.

8.1 Trabalhos Futuros

Como uma extensão deste trabalho, nós pretendemos analisar o comportamento das funções bases do iEEG nos períodos interictal e pré-ictal de modo a obter um classificador que possa distinguir esses dois períodos. Além disso, pretendemos aumentar a base de dados com mais pacientes, e também dados a respeito do histórico médico do paciente, tais como, idade, sexo, tipo de epilepsia, e outras comorbidades que possam estar associadas à doença.

8.2 Trabalhos Publicados

Este trabalho deu origem ao seguinte artigo, publicado no XXXVIII IberianLatin American Congress on Computational Methods in Engineering - 2017:

CORREIA, L. C.; LOPES, G. C. ; SOUSA, C. M. ; BARREIROS, M. O. ; LUCENA, F. ; BARROS, A. K. ; OHNISHI, N. . Learning efficient codes from epileptic EEG. In: XXXVIII IberianLatin American Congress on Computational Methods in Engineering, 2017, Florianopolis, 2017.

REFERÊNCIAS

68° Assembleia Mundial da Saúde. **O peso global da epilepsia e a necessidade de ações coordenadas de nível nacional dirigidas às suas implicações na saúde, na sociedade e no conhecimento público.**, [s. l.], p. 1–8, 2015. Disponível em: <http://apps.who.int/gb/ebwha/pdf_files/WHA68/A68_12-sp.pdf>

AMORIM, Paulo et al. Electroencephalogram signal classification based on shearlet and contourlet transforms. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 67, p. 140–147, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2016.09.037>>

ANDRADE-VALENÇA, Luciana et al. Interictal high frequency oscillations (HFOs) in patients with focal epilepsy and normal MRI. **Clinical Neurophysiology**, [s. l.], v. 123, n. 1, p. 100–105, 2012.

BARLOW, Horace B.HB. Possible principles underlying the transformation of sensory messages. In: **Sensory Communication**. [s.l: s.n.]. p. 217–234.

BEHARA, D. S. T. et al. Detection of epileptic seizure patterns in EEG through fragmented feature extraction. In: 3RD INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING FOR SUSTAINABLE GLOBAL DEVELOPMENT (INDIACOM) 2016, **Anais...** [s.l: s.n.]

BUGEJA, Sylvia; GARG, Lalit; AUDU, Eliazar E. A novel method of EEG data acquisition, feature extraction and feature space creation for early detection of epileptic seizures. In: PROCEEDINGS OF THE ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, EMBS 2016, **Anais...** [s.l: s.n.]

COMON, Pierre. Independent component analysis, A new concept? **Signal Processing**, [s. l.], v. 36, n. 3, p. 287–314, 1994.

DURKA, P. J.; IRCHA, D.; BLINOWSKA, K. J. Stochastic time-frequency dictionaries for matching pursuit. **IEEE Transactions on Signal Processing**, [s. l.], v. 49, n. 3, p. 507–510, 2001.

ELGER, Christian E. **Epilepsy in 2015: Classic antiepileptic drugs under fire, and new options emerge** *Nature Reviews Neurology*, 2016.

FALCO-WALTER, Jessica J.; SCHEFFER, Ingrid E.; FISHER, Robert S. The new definition and classification of seizures and epilepsy. **Epilepsy Research**, [s. l.], v. 139, n. November 2017, p. 73–79, 2018.

FISHER, Robert S. et al. Epileptic seizures and epilepsy: Definitions proposed by the International League Against Epilepsy (ILAE) and the International Bureau for Epilepsy (IBE). **Epilepsia**, [s. l.], v. 46, n. 4, p. 470–472, 2005.

FISHER, Robert S. et al. ILAE Official Report: A practical clinical definition of epilepsy. **Epilepsia**, [s. l.], v. 55, n. 4, p. 475–482, 2014.

GOTMAN, Jean. High frequency oscillations: The new EEG frontier? **Epilepsia**, [s. l.], v. 51, n. SUPPL. 1, p. 63–65, 2010.

HYVÄRINEN, Aapo; KARHUNEN, Juha; OJA, Erkki. **Independent Component Analysis**. [s.l: s.n.]. v. 21 Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1063520306000509%5Cnhttp://doi.wiley.com/10.1002/0471221317>>

ISLAM, Md Kafiul; RASTEGARNIA, Amir; YANG, Zhi. Methods for artifact detection and removal from scalp EEG: A review. **Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology**, [s. l.], v. 46, n. 4–5, p. 287–305, 2016.

JACOBS, Julia et al. Interictal high-frequency oscillations (80-500 Hz) are an indicator of seizure onset areas independent of spikes in the human epileptic brain. **Epilepsia**, [s. l.], v. 49, n. 11, p. 1893–1907, 2008.

JAVED, M. et al. A Novel Method for Seizure Detection in Intracranial Eeg Recordings. In: 2015 INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND COMMUNICATION NETWORKS (CICN) 2015, **Anais...** [s.l: s.n.]

JENSEN, Frances E. **Epilepsy in 2013: Progress across the spectrum of epilepsy research** *Nature Reviews Neurology*, 2014.

JOUNY, Christophe C.; BERGEY, Gregory K. Characterization of early partial seizure onset: Frequency, complexity and entropy. **Clinical**

Neurophysiology, [s. l.], v. 123, n. 4, p. 658–669, 2012.

LACHAUX, J.Ph; RUDRAUF, D.; KAHANE, P. Intracranial EEG and human brain mapping. In: JOURNAL OF PHYSIOLOGY PARIS 2003, **Anais...** [s.l: s.n.]

LEWICKI, Michael S. Efficient coding of natural sounds. **Nature Neuroscience**, [s. l.], v. 5, n. 4, p. 356–363, 2002.

LUCENA, Fausto et al. Statistical coding and decoding of heartbeat intervals. **PLoS ONE**, [s. l.], v. 6, n. 6, 2011.

LYTTON, William W. **Computer modelling of epilepsy** **Nature Reviews Neuroscience**, 2008.

MCNAMARA, James O. Emerging insights into the genesis of epilepsy. **Nature**, [s. l.], v. 399, p. A15–A22, 1999. Disponível em: <<http://www.nature.com/doi/10.1038/399a015>>

MING, Vivienne L.; HOLT, Lori L. Efficient coding in human auditory perception. **The Journal of the Acoustical Society of America**, [s. l.], v. 126, n. 3, p. 1312–1320, 2009. Disponível em: <<http://asa.scitation.org/doi/10.1121/1.3158939>>

NOACHTAR, Soheyl; RÉMI, Jan. Epilepsy & Behavior The role of EEG in epilepsy : A critical review. **Epilepsy and Behavior**, [s. l.], v. 15, n. 1, p. 22–33, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.yebeh.2009.02.035>>

OLIVEIRA, Fausto Lucena De. **HRV Estimation from BP and Coding Strategy Analysis of the Cardiovascular Regulation**. 2012. Nagoya University, [s. l.], 2012.

OLSHAUSEN, Bruno A.; FIELD, David J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images. **Nature**, [s. l.], v. 381, n. 6583, p. 607–609, 1996.

POLAT, Hasan; OZERDEM, Mehmet Sirac. Epileptic seizure detection from EEG signals by using wavelet and Hilbert transform. In: 2016 XII INTERNATIONAL CONFERENCE ON PERSPECTIVE TECHNOLOGIES AND METHODS IN MEMS DESIGN (MEMSTECH) 2016, **Anais...** [s.l: s.n.]

SANEI, Saeid; CHAMBERS, Jonathon. A. **EEG Signal Processing**. [s.l.: s.n.]. v. 1

SEECK, Margitta et al. The standardized EEG electrode array of the IFCN. **Clinical Neurophysiology**, [s. l.], v. 128, n. 10, p. 2070–2077, 2017.

SHARMILA, A.; GEETHANJALI, P. DWT Based Detection of Epileptic Seizure from EEG Signals Using Naive Bayes and k-NN Classifiers. **IEEE Access**, [s. l.], v. 4, p. 7716–7727, 2016.

SIKDAR, Debdeep; ROY, Rinku; MAHADEVAPPA, Manjunatha. Epilepsy and seizure characterisation by multifractal analysis of EEG subbands. **Biomedical Signal Processing and Control**, [s. l.], v. 41, p. 264–270, 2018. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1746809417302896>>

SOFTKY, William R. Simple codes versus efficient codes. **Current Opinion in Neurobiology**, [s. l.], v. 5, n. 2, p. 239–247, 1995.

TEDRUS, Glória Maria Almeida Souza; PEREIRA, Renato Buarque; ZOPPI, Mariana. Epilepsy, stigma, and family. **Epilepsy and Behavior**, [s. l.], v. 78, p. 265–268, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.yebeh.2017.08.007>>