UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE

CENTRO DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA

Trabalho de Conclusão de Curso

ANÁLISE DE SINAIS DE EEG UTILIZANDO A TRANSFORMADA WAVELET COMO SUBSÍDIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE TDAH EM CRIANÇAS DE IDADE ESCOLAR

Amanda Brito Oliveira da Silva

Natal/RN

2022

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE

CENTRO DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA

ANÁLISE DE SINAIS DE EEG UTILIZANDO A TRANSFORMADA WAVELET COMO SUBSÍDIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE TDAH EM CRIANÇAS DE IDADE ESCOLAR

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Departamento de Engenharia Biomédica da Universidade Federal do Rio Grande do Norte para obtenção do título de Graduado em Engenharia Biomédica.

Graduando: Amanda Brito Oliveira da Silva

Orientador: Prof. Dr. Ernano Arrais Junior

Natal/RN

2022

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE

CENTRO DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA

ANÁLISE DE SINAIS DE EEG UTILIZANDO ATRANSFORMADA WAVELET COMO SUBSÍDIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE TDAH EM CRIANÇAS DE IDADE ESCOLAR

Banca Examinadora do Trabalho de Conclusão de Curso:

_____
Prof. Dr. Ernano Arrais Junior
Orientador

_____
Psi. Ma. Giuliana Maria Goncalves Avila
Examinadora Interna

_____
Profa. Dra. Daniele Montenegro da Silva Barros
Examinadora Externa

_____
Enga. Ma. Maria Eduarda Franklin da Costa de Paula
Examinadora Externa

_____
Prof. Dr. Denis Keuton Alves
Examinador Externo

Natal/RN

2022

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a todos que me apoiaram, em especial aos meus pais, Eliene e Orlando, e aos meus irmãos Mateus e Orlando Filho.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Sistema de Bibliotecas - SISBI
Catalogação de Publicação na Fonte. UFRN - Biblioteca Central Zila Mamede

Silva, Amanda Brito Oliveira da.
ANÁLISE DE SINAIS DE EEG UTILIZANDO A TRANSFORMADA WAVELET COMO SUBSÍDIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE TDAH EM CRIANÇAS DE IDADE ESCOLAR / Amanda Brito Oliveira da Silva. - Natal, 2022.
62f.: il.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia Biomédica.
Orientador: Prof. Dr. Ernano Arrais Junior.

1. Eletroencefalografia. 2. Transformada Wavelet. 3. TDAH. I. Junior, Ernano Arrais. II. Título.

RN/UF/BCZM CDU 377.8:616.831-073.7

Elaborado por Ana Cristina Cavalcanti Tinoco - CRB-15/262

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por me dar força, coragem e resiliência para superar todas as dificuldades durante esse período. Aos meus pais, Eliene e Orlando pelo constante incentivo e companheirismo.

Aos meus irmãos, Mateus e Orlando, que me apoiaram e acreditaram nos meus sonhos.

Ao meu orientador do estágio, do TCC e coordenador de curso Ernano Arrais pelos ensinamentos e dedicação nas orientações para elaboração deste trabalho.

Por fim, agradeço aos familiares, colegas e amigos que fiz ao longo desse período que contribuíram para minha formação.

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA 4

AGRADECIMENTOS 5

LISTA DE FIGURAS 9

LISTA DE ABREVIAÇÕES, SIGLAS E SÍMBOLOS 11

RESUMO 12

ABSTRACT 13

1. INTRODUÇÃO 14

1.1 RELEVÂNCIA 16

1.2 MOTIVAÇÃO 17

1.3 OBJETIVOS 18

1.3.1 GERAL 18

1.3.2 ESPECÍFICO 18

1.4 CONTRIBUIÇÕES 18

1.5 METODOLOGIA 18

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO 19

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 20

2.1 SINAL EEG COM ÊNFASE EM TRANSTORNO DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE 20

2.2 FERRAMENTAS MATEMÁTICAS PARA ANÁLISE DO TRANSTORNO DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE 21

3. ELETROENCEFALOGRAMA 23

3.1 FISIOLOGIA BÁSICA DE POTENCIAIS CEREBRAIS 23

3.2 AQUISIÇÃO DO SINAL EEG 25

3.3 RITMO CEREBRAL 26

4. FERRAMENTAS MATEMÁTICAS 28

4.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA 30

4.1.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA REDUNDANTE 31

5. MÉTODO PROPOSTO 34

5.1 BASE DE DADOS 35

5.2 NÍVEIS DE RESOLUÇÃO 36

5.3 CLASSIFICAÇÃO 37

5.3.1 THRESHOLD 37

5.4 MÉTRICA DE ANÁLISE 37

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES 38

7. CONCLUSÕES 57

7.1 TRABALHOS FUTUROS 57

8. REFERÊNCIAS 59

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Imagem ilustrativa da estrutura do neurônio. 24
Figura 2: Potencial de ação. 24
Figura 3:Representação do padrão 10-20 do EEG. 25
Figura 4: Imagem com a representação de ondas de frequências. 27
Figura 5: Dois níveis de resolução da TWDR. 32
Figura 6: Fluxograma para classificação para TDAH. 35
Figura 7: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 30 a 40s. 39
Figura 8: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b)Coeficientes de aproximação no intervalo de 30 a 40s. 40
Figura 9: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes wavelet e (b)Coeficientes wavelet no intervalo de 30 a 40s. 42
Figura 10: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a) Energia dos coeficientes *wavelet* e (b) Energia dos coeficientes *wavelet* no intervalo entre 30 a 40s. 43
Figura 11: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 12 a 18s. 44
Figura 12: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b) Coeficientes de aproximação no intervalo de 12 a 18s. 46
Figura 13:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes wavelet, (b)Coeficientes wavelet no intervalo de 12 a 18s e (c) Coeficientes wavelet no intervalo de 54 a 56s. 47
Figura 14: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a) Energia dos coeficientes *wavelet* e (b) Energia dos coeficientes *wavelet* no intervalo entre 12 a 18s. 48

Figura 15:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 22 a 26s. 50
Figura 16:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b)Coeficientes de aproximação no intervalo de 22 a 26s. 51
Figura 17:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Coeficientes wavelet e (b) Coeficientes wavelet no intervalo de 22 a 26s. 53
Figura 18: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a) Energia dos coeficientes wavelet e (b) Energia dos coeficientes wavelet no intervalo entre 22 a 26s. 54

LISTA DE ABREVIAÇÕES, SIGLAS E SÍMBOLOS

CNN - *Convolutional Neural Network*

Db4 – *Daubechies 4*

DC - Detecções Corretas

DISR - *Double Input Symmetrical Relevance*

DSM 5 - Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais 5ª edição

EEG - Eletroencefalograma

FN - Falsos Negativo

FP - Falsos Positivos

MLP - *Multi-Layer Perceptron*

mRMR *Minimum Redundancy Maximum Relevance*

NN - *Neural Network*

P^+ **-** Preditividade Positiva

Se - Sensibilidade

SNC - Sistema Nervoso Central

STFT - *Short Time Fourier Transform*

TDAH -Transtorno de Déficit de Atenção/Hiperatividade

TF - Transformada de Fourier

TW - Transformada Wavelet

TWD -Transformada Wavelet Discreta

TWDR -Transformada Wavelet Discreta Redundante

SILVA, Amanda Brito Oliveira da. **ANÁLISE DE SINAIS DE EEG UTILIZANDO A TRANSFORMADA WAVELET COMO SUBSÍDIO PARA IDENTIFICAÇÃO DE TDAH EM CRIANÇAS DE IDADE ESCOLAR.** Trabalho de Conclusão de Curso, Graduação em Engenharia Biomédica, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 63p., 2022.

RESUMO

O Transtorno de Déficit de Atenção/Hiperatividade (TDAH) é um distúrbio neurobiológico que se caracteriza por um padrão persistente de desatenção/hiperatividade-impulsividade. Em crianças na fase escolar a influência desse transtorno pode implicar em baixo rendimento acadêmico, no entanto, o principal fator é a interferência na vida social, acadêmica e profissional do indivíduo. Assim, este trabalho propõe desenvolver um sistema de análise baseado no sinal de Eletroencefalograma (EEG) para incentivo de desenvolvimento de ferramentas de identificação de sinais sugestivos relacionado ao TDAH em crianças na fase escolar. Para isso, o classificador é baseado na técnica de *Threshold* utilizando Transformada Wavelet Discreta Redundante para extração de características do sinal. O ambiente de simulação usando foi o sotware MATLAB (2015a). O conjunto de dados analisados foi do banco de dados do *IEEE Dataport.* Para alcançar o objetivo do trabalho, as faixas de frequência delta e teta dos coeficientes *wavelet* foram utilizadas como parâmetros para o método *threshold,* além do mais, os eletrodos analisados foram da região frontal do cérebro. O modelo proposto apresentou um desempenho com sensibilidade de 88,58 % e preditividade positiva de 73,26 % para um conjunto de 40 dados analisados. Dentre os aspectos identificados, verifica-se que a performance do algoritmo foi satisfatória, no entanto, para um volume de dados pequeno.

Palavras-chave: Eletroencefalografia. Transformada Wavelet. TDAH.

SILVA, Amanda Brito Oliveira da. **ANALYSIS OF EEG SIGNALS USING THE WAVELET TRANSFORMATION AS A SUBSIDY TO IDENTIFY ADHD IN SCHOOL-AGE CHILDREN.** Conclusion Work Project, Biomedical Enginnering Bachelor Degree, Federal University of Rio Grande do Norte, 63p., 2022.

ABSTRACT

Attention Deficit/Hyperactivity Disorder (ADHD) is a neurobiological disorder that is characterized by a persistent pattern of inattention/hyperactivity-impulsivity. In school-age children, the influence of this disorder may result in low academic performance, however, the main factor is the interference in the individual's social, academic and professional life. Thus, this work proposes to develop an analysis system based on the Electroencephalogram (EEG) signal to encourage the development of tools to identify suggestive signs related to ADHD in school-age children. For this, the classifier is based on the Threshold technique using Discrete Redundant Wavelet Transform to extract signal features. The simulation environment used was MATLAB software (2015a). The analyzed dataset was from the IEEE Dataport database. To achieve the objective of the work, the delta and theta frequency ranges of the wavelet coefficients were used as parameters for the threshold method, in addition, the analyzed electrodes were from the frontal region of the brain. The proposed model performed with a sensitivity of 88.58% and positive predictability of 73.26% for a set of 40 analyzed data. Among the identified aspects, it appears that the performance of the algorithm was satisfactory, however, for a small volume of data.

Palavras-chave: Electroencephalography. Wavelet Transform. ADHD.

1. INTRODUÇÃO

O Transtorno de Déficit de Atenção/Hiperatividade (TDAH), conforme o Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais 5ª edição (DSM-5), é um transtorno do neurodesenvolvimento, caracterizado por um padrão persistente de desatenção e/ou hiperatividade-impulsividade que interfere no desenvolvimento o indíviduo (American Psychiatric Association, 2014).

Desse modo, alguns sintomas do TDAH podem envolver: desatenção aos detalhes, dificuldade para manter a concentração na realização de atividades, além de dificuldade na organização de tarefas. Ademais, existe a possibilidade do quadro de hiperatividade e impulsividade com agitação e hiperatividade da atividade motora, como: levantar frequentemente da cadeira, se contorce na cadeira, dificuldade de ouvir o outro ou interromper a fala do outro, entre outros possíveis sintomas (American Psychiatric Association, 2014).

Para o diagnóstico clínico é necessário que a maior parte dos sintomas estejam presente, mesmo que de formas distintas, com a presença substancial dos sintomas antes dos 12 anos de idade. Ademais, é necessário que os sintomas interfiram no funcionamento da vida social, acadêmica e profissional do indivíduo (American Psychiatric Association, 2014).

A prevalência mundial de TDAH em crianças e adolescentes é em torno de 3 % a 8 %. No Brasil, é cerca de 7,6 % em crianças e adolescentes entre 6 e 17 anos e 5,2 % em pessoas entre 18 e 44 anos (BRASIL, 2022). Assim como, informa a Associação Brasileira do Déficit de Atenção (ABDA) que o transtorno em crianças varia entre 3 % a 5 % na população infantil (ABDA, 2016).

Os fatores de risco do TDAH, incluem: fatores ambientais, genéticos e fisiológicos. Nesse contexto, as possíveis consequências do transtorno podem ser: baixo rendimento acadêmico, problemas emocionais e comportamentais. Apesar que a presença do TDAH não significa a interferência na vida da criança (American Psychiatric Association, 2014).

Nesse contexto, o estudo de campo de caráter exploratório de Couras et al. (2018) teve o objeto de identificar a prevalência das características do TDAH com uma abordagem quantitativa. Dessa maneira, o grupo avaliado foram alunos do 2º ano do ensino fundamental nas escolas públicas do Sertão Paraibano. A pesquisa descritiva constatou que 50,35 %, dos 95 alunos avaliados, dispõem de algum sintoma do transtorno, além disso dentre os 50,35 %, 12,35 % possuem hiperatividade e 19 % desatenção, 19 % hiperatividade e desatenção. Dessa forma, é evidente que o estudo apresenta sua relevância ao explorar a presença do transtorno entre crianças e adolescentes visto que o resultado foi significativo para a possibilidade de sinais sugestivos do TDAH, ademais, o estudo enfatiza que a falta de informação por parte da comunidade, familiar e escolar, a respeito do TDAH.

O TDAH é um transtorno do neurodesenvolvimento e que envolve o diagnóstico clínico. Dessa maneira, investigar a variação dos sinais de Eletroencefalograma (EEG) em pacientes com TDAH apresenta um caminho vantajosa em explorar as singularidades do transtorno. Desse modo, o resultado da revisão da literatura de Slater et al (2022) demonstra que existe informações significativas sobre o sinal EEG que torna promissor a sintomatologia do TDAH, embora não exista um marcador biológico definitivo que seja diagnóstico do TDAH. O estudo aponta para diferenciação de subtipos e sintomatologia do transtorno no estado de repouso e modulação relacionada à tarefa de potência alfa, beta e teta e entre outras. A partir disso, é possível indicar que a correlação entre o TDAH e o sinal EEG apontam para pesquisas promissoras na investigação do transtorno.

Para compreender o comportamento da atividade cerebral existe a tecnologia do EEG que permite registrar os sinais elétricos do cérebro (TATUM et al., 2008). Sendo um método não invasivo que permite uma exposição gráfica da diferença de voltagens de dois locais de registro ao longo do tempo. Entre os tipos de atividades registradas pela EEG, podemos citar a morfologia, frequência, amplitude, ritmicidade, simetria, sincronia e reatividade (MORCH et al., 2021).

Dentre as ferramentas matemáticas que permitem analisar sinais biológicos há método da Transformada Wavelet (TW) que permite analisar dados

em escalas e resolução variadas, tanto global, quanto detalhes do sinal no domínio do tempo e da frequência (BARBOSA et.al, 2008).

Arrais Junior (2016) utilizou a técnica de Transformada Wavelet Discreta Redundante (TWDR) da família *Daubechies* e a *wavelet* mãe *Daubechies* 4 (db4) para analisar sinais de eletrocardiograma. O trabalho apresentou um sistema para análise de sinais de eletrocardiograma em tempo real aplicando técnicas de *thresholds*. O sistema obteve sensibilidade de 99,20 % e preditividade positiva de 99,64 %.

Cortés (2021) em seu trabalho de conclusão de curso apresentou um classificador para TDAH utilizando Transformada Wavelet Discreta (TWD) com a família *Daubechies* e a *wavelet* mãe db4, devido a identificação de características singulares em sinais eletrofisiológicos. Ademais, a técnica para estudar a possível presença do TDAH foi a regressão logística. O desempenho que o classificador obteve foi de 96 % para validação cruzada, para um grupo de estudo de 64 crianças

Desse modo, em virtude da importância da caracterização do TDAH no ambiente escolar do ensino fundamental em escolas públicas o presente estudo busca explorar dados de EEG de crianças com TDAH, como estratégia para substanciar o diagnóstico clínico para identificar sinais relacionados ao TDAH com o uso da Transformada Wavelet Discreta Redundante (TWDR) e a técnica *threshold.*, tendo como base a família *Daubechies* e a *wavelet* mãe db4, avaliando a onda delta e teta dos coeficientes *wavelet* dos eletrodos da região frontal.

1.1 RELEVÂNCIA

O campo de estudo envolvendo o EEG e o TDAH para identificar um biomarcador de diagnóstico do transtorno vem sendo estudado por pesquisadores ao longo dos anos. Embora não exista marcador biológico definitivo que seja diagnóstico de TDAH**.** Tendo vista a carência de conhecimento nessa área a pesquisa de Slater *et al.* (2022) apontou para resultados significativos na sintomatologia do TDAH. Além disso, as ferramentas utilizadas tem precisão de previsão instável (CHEN *et al.*, 2019). Em virtude

disso, o este trabalho busca contribuir de forma exploratória a identificação de sinais relacionados ao TDAH.

1.2 MOTIVAÇÃO

A motivação do projeto surgiu a partir do questionamento do impacto do TDAH no ambiente escolar. Isto posto, o estudo do Pedroso et al. realizou uma pesquisa exploratória e descritiva para investigar a presença de recursos em sala de aula para atender alunos com TDAH no ambiente escolar. O estudo foi elaborado no município de Uruguaiana, no Rio Grande do Sul, em duas escolas públicas do ensino fundamental. Dos 44 professores, apenas 17 responderam ao questionário. O resultado expõe que 41,18 % dos professores consideram que o modelo garante parcialmente inclusão, 23,53 % dos professores consideram que não garante a inclusão, 35,29 % garante totalmente inclusão e 5,88 % não tem informações com a presença de recursos para os discentes com TDAH. Deste modo, a pesquisa demonstra a deficiência na estrutura do ambiente escolar para atender as possíveis necessidades do aluno em sala de aula.

Além do mais, pesquisas recentes apontam para alta taxa de prevalência do TDAH em crianças e adolescentes. Em virtude disso, uma de escola pública de Salvador no estado da Bahia avaliou um conjunto de 265 alunos do ensino fundamental II que apresentaram quadro clínico para TDAH o resultado obtido foi 16,6 % dos alunos apresentaram sintomas de TDAH (OLIVEIRA et al., 2022). Dessa forma, o resultado aponta que há uma prevalência do transtorno no ambiente escolar. Dessa forma, políticas educativas que discutam sobre o TDAH se monstra necessária no ambiente escolar para disseminar o conhecimento a respeito do TDAH.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 GERAL

O objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema para avaliação de sinais de EEG que podem estar relacionados ao TDAH em crianças, utilizando a Transformada Wavelet e técnicas de *Threshold.*

1.3.2 ESPECÍFICO

Para atingir o objetivo geral, foram traçados os seguintes objetivos específicos.

- Coletar e identificar o sinal biológico de crianças com TDAH e sem TDAH do banco de dados *IEEE Dataport;*
- Analisar o sinal de EEG em crianças com TDAH e sem TDAH ;
- Compreender e aplicar Transformada Wavelet Discreta Redundante;
- Realizar a análise do sinal;
- Extrair informações dos coeficientes *wavelet;*
- Criar um classificador com os coeficientes *wavelet* (W4, W5 e W6);
- Realizar testes com o classificador.

1.4 CONTRIBUIÇÕES

A proposta desse trabalho contribui para um rastreio inicial de possíveis alterações no EEG, sugestivas do TDAH, visto que não há um biomarcador definitivo para o TDAH. Mas que pode substanciar o diagnóstico de TDAH de crianças em idade escolar. Possibilitando a análise dos sinais EEG, além de permitir uma identificação para posteriormente a criança ou o adolescente ser encaminhada para o serviço de saúde.

1.5 METODOLOGIA

A organização da pesquisa proposta seguirá as seguintes etapas:

Incialmente o conjunto de 40 dados do sinal de EEG de crianças com e sem TDAH foram baixados do banco de dados do *IEEE Dataport.* Em seguida, os dados foram analisados pela ferramenta matemática TWDR no ambiente de simulação MATLAB (2015a) para extração de características do sinal que

retornará informações dos: coeficientes de aproximação, coeficientes *wavelet* e energia em 6 níveis de resolução.

Na segunda etapa, é analisada e compreendida as singularidades dos resultados obtidos na etapa anterior para os dois conjuntos de crianças com e sem TDAH. Posteriormente, os coeficientes *wavelet* da escala 4,5 e 6 são utilizados como parâmetros da técnica de *threshold*.

Por fim, o método *threshold* com os coeficientes *wavelet* da escala 4,5 e 6 são utilizados para identificar sinais sugestivos de TDAH.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está dividido nas seguintes seções.

Inicialmente, no capítulo 1 foi apresentado a introdução sobre o TDAH, apresentando informações do DSM-5, dados estatísticos, além de abordar uma contextualização geral do trabalho a respeito de EEG e a técnica da TWDR.

O capítulo 2 aborda a revisão da literatura sobre o TDAH e o uso do EEG como ferramenta de detecção para o transtorno, além de ferramentas matemáticas para utilizadas em pesquisas para detecção o TDAH.

O capítulo 3 apresenta a técnica do EEG para registro da atividade cerebral, discorrendo sobre o funcionamento do procedimento. No capítulo 4, apresenta a ferramenta utilizada neste trabalho, a TWDR, discorrendo os equacionamentos matemáticos do mecanismo, além de aborda as vantagens da técnica.

No capitulo 5 exibe o método de classificação do sinal para identificação de sinais relacionados ao TDAH, na qual aborda minuciosamente a lógica de classificação. Os resultados e discussões são apresentados no capítulo 6. Expondo dos resultados obtidos da ferramenta matemática TWDR, além do desempenho do classificador.

Por fim, no capítulo 6 expõe as conclusões deste trabalho, como também apresenta sugestões para trabalhos futuros.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 SINAL EEG COM ÊNFASE EM TRANSTORNO DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE

Nos últimos anos o índice de TDAH vem subindo bastante no Brasil e no mundo, despertando o interesse de diversos autores na procura de biomarcadores que possam auxiliar no diagnóstico clínico do transtorno. Dentre as pesquisas desenvolvidas podem citar:

Markovska-Simoska e Pop-Jordanova (2016) que avaliaram a potência absoluta e relativa do EEG e verificou a relação teta e beta em indivíduos com TDAH. As observações realizadas foram que crianças com TDAH tiveram um aumento da potência absoluta das ondas delta e teta, o que não se verifica em adultos com o transtorno. Além de ter uma maior potência relativa em teta e beta em crianças com TDAH.

Giertuga et al. (2017) que estudou as alterações relacionadas à idade utilizando EEG em 74 crianças saudáveis e 67 diagnosticado com TDAH em estado de repouso. A partir disso foi observado que o grupo com TDAH teve uma potência absoluta menor em relação a banda teta com comparação ao grupo saudável.

Ibrahim et al. (2019), também tiveram o objetivo de detectar anormalidades no EEG em crianças com TDAH. Sendo assim, o grupo de estudo era composto por 60 crianças saudáveis e 60 com TDAH, a conclusão do estudo constatou que houve um aumento das bandas de baixa frequência e diminuição da atividade de alta frequência para crianças com TDAH.

Ekhlasi et al. (2021) em sua obra estudou as vias de informações da atividade cerebral em 61 crianças com e 60 sem TDAH com informações do EEG durante uma atividade visual. O parâmetro de detecção foi o cálculo de entropia de transferência de fase direcionada nas bandas de frequências delta, teta, alfa, beta e gama inferior. Os resultados obtidos foram na banda beta com fluxo de informação maior na região anterior para o grupo de controle. Em contraponto, na banda delta foi observado diferença em relação aos indivíduos com TDAH.

2.2 FERRAMENTAS MATEMÁTICAS PARA ANÁLISE DO TRANSTORNO DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE

Os estudos com sinais EEG para indivíduos com TDAH vem sendo explorado nos últimos anos, com objetivo de encontrar um biomarcador indicativo do TDAH. Com isso, ferramentas matemáticas estão sendo aplicadas no processamento do sinal EEG, para extrair características e classificar o sinal EEG do TDAH.

Mohammadi et al. (2016), propuseram um modelo para detectar crianças com TDAH e crianças sem o transtorno com uso EEG na realização de atividades. Para essa finalidade foram utilizadas as técnicas de entropia aproximada, expoente de *Iyapunov* e dimensão fractal para captar características do sinal, além dos métodos de relevância *Double Input Symmetrical Relevance* (DISR) e a *Minimum Redundancy Maximum Relevance* (mRMR) para aprimorar o resultado de classificação da rede neural. Os resultados obtidos foram uma precisão de 92,28 % para o uso do mRMR e 93,65 % com DISR na *Neural Network* (NN) *Multi-Layer Perceptron* (MLP).

Allahverdy A. et al. (2016), também utilizaram NN *Multi-Layer Perceptron* como classificador para identificar crianças com TDAH. Dessa maneira, para verificar a singularidade do sinal EEG foram aplicados os seguintes métodos: expoente de *Lyapunov*, dimensão fractal de *Higuchi*, dimensão fractal de *Katz* e dimensão fractal de *Sevcik* para avaliar o estado de atenção dos pacientes. O resultado observado foi que a região frontal do lobo apresentou melhor acurácia de 96,7 %, mostrando que a disparidade entre crianças com e sem TDAH.

Dubreuil-Vall, Ruffini e Camprodon (2020), também utilizam CNN de quatro camadas utilizando agrupamento e filtragem, usando espectrogramas relacionados a eventos do EEG para diferenciar TDAH de indivíduos saudáveis. O resultado do classificador foi de aproximadamente 88 %.

Taghibeyglou et al. (2022), empregam a estrutura da *Convolutional Neural Network* (CNN) para classificar a condição de TDAH. Ademais, utiliza técnicas de máquina de vetores de suporte, regressão logística, floresta aleatória, entre outros para extração de características do sinal de EEG bruto. Por fim, a

proposta alcançou aproximadamente 86,33 % de precisão sem uso de mapeamento. No entanto, para a condição de seleção específica dos classificadores a precisão atingida foi cerca de 91,16 %.

Por fim, a Tabela 1 exibe o quadro resumo das técnicas anteriormente citadas. Apontando qual métrica de análise do algoritmo e o resultado obtido. Os parâmetros utilizados são distinto entre as técnica dos autores, no entanto, os desempenhos obtidos demonstram ser satisfatório no estudo exploratório do sinal EEG de sinais sugestivos de TDAH.

Tabela 1: Quadro resumo das técnicas utilizadas na análise do sinal EEG de TDAH.

REFERÊNCIA	TÉCNICA	PARÂMETRO	RESULTADO
Mohammadi et al. (2016)	DISR e mRMR	precisão	92,28 % e 93,65 %
Nasrabadi et al.(2016)	NN	acurácia	96,7 %
Taghibeyglou et al. (2022)	CNN	precisão	86,33 %
Dubreuil-Vall, Ruffini e Camprodon (2020)	CNN	precisão	88 %
Cortés (2021)	TWD	validação cruzada	96 %

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

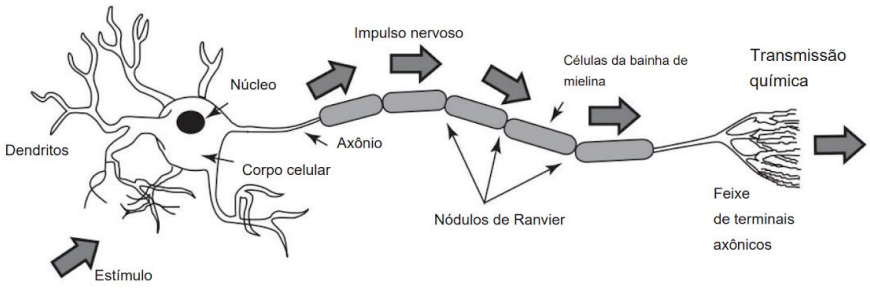
3. ELETROENCEFALOGRAMA

O eletroencefalograma permite registrar os sinais elétricos do cérebro. O registro da atividade cerebral pode ser extracraniano, na qual os eletrodos são posicionados sobre a superfície do couro cabeludo, sendo um método não invasivo, além de permitir uma exposição gráfica da diferença de voltagens de dois locais de registro ao longo do tempo de ambos hemisférios do cérebro. Outra maneira, é a intracraniana onde os eletrodos são implantados cirurgicamente fornecendo um registro específico da região do cérebro (TATUM et al., 2008). Entre as características registradas do sinal EEG, podemos citar a morfologia, frequência, amplitude, ritmicidade, simetria, sincronia e reatividade (MORCH et al., 2021). Desse modo, o registro do sinal EEG torna possível a detecção precoce de doenças (SANEI; CHAMBERS, 2007). Além de possibilitar que distúrbios neurológicos sejam detectados a partir do comportamento do sinal EEG. (ALTURKI *et al.*, 2020).

3.1 FISIOLOGIA BÁSICA DE POTENCIAIS CEREBRAIS

Os sinais elétricos que ocorre no cérebro é criado por cargas elétricos que fluem para dentro do Sistema Nervoso Central (SNC) (TATUM et al., 2008). O SNC é composto por células nervosas, também chamada de neurônios, e células da glia. A resposta a estímulos e a transmissão de informação ocorre por meio das células nervosas. Da mesma forma, que a transmissão do impulso elétrico ocorre pelo axônio que está conectada a outros dendritos que recebem o impulso elétrico e retransmite o sinal para outros nervos. É denominada de sinapse a propagação de informação entre os axônios e os dendritos ou dendritos e dendritos das células. Na Figura 1, é visto os componentes da estrutura do neurônio que cooperam para a propagação do impulso nervoso (SANEI; CHAMBERS, 2007).

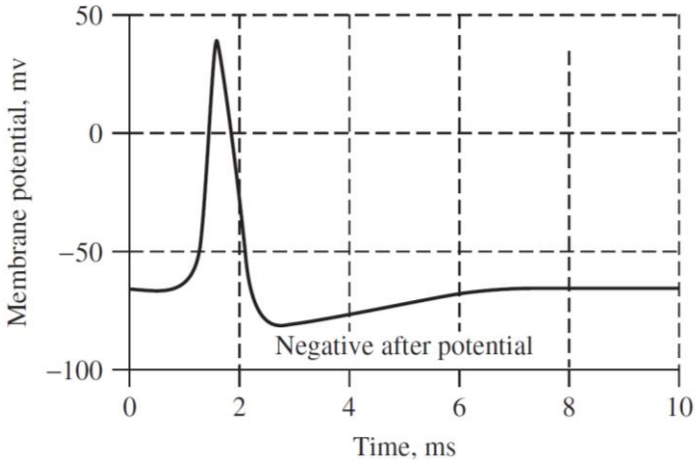
Figura 1: Imagem ilustrativa da estrutura do neurônio.



Fonte: Sanei; Chambers (2007)

O Potencial de Ação (PA) é a informação transmitida ao longo de um nervo por meio da troca de íons da membrana do neurônio. Para ocorrer o potencial de ação é necessário que o estímulo atinja o nível maior que o limiar de ativação, os estímulos podem ser: químico, elétrico, luminoso, entre outros (SANEI; CHAMBERS, 2007). Na Figura 1, o PA se inicia quando o limiar de ativação é alcançado, então ocorre a despolarização da célula ocorrendo abertura dos canais de sódio (Na+), quando os íons entram para dentro da célula. No pico do sinal, os canais de Na+ se fecham e os canais dependentes de potássio (K+) se abrem, realizando a repolarização da célula. Antes de alcançar o potencial de repouso sucede a hiperpolarização da célula, não permitindo que a célula receba outro estímulo (SANEI; CHAMBERS, 2007).

Figura 2: Potencial de ação.

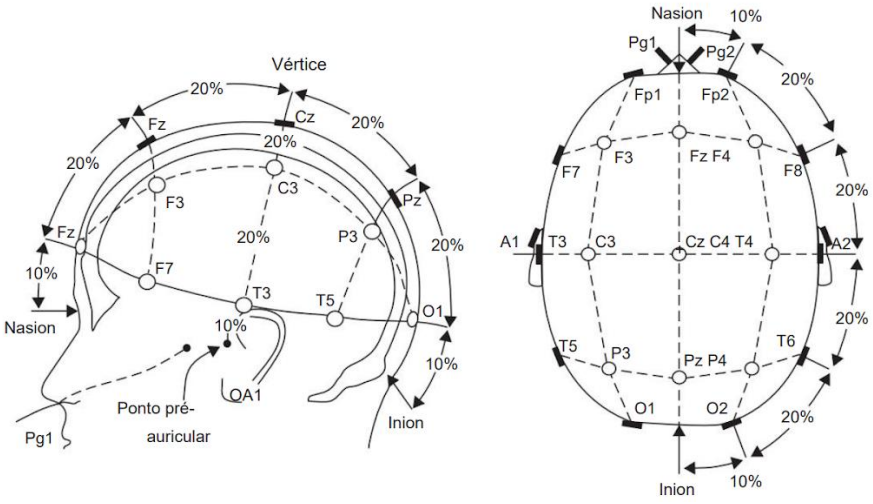


Fonte: Sanei; Chambers (2007)

3.2 AQUISIÇÃO DO SINAL EEG

A captação do sinal do EEG segue o padrão da Federação Internacional de Sociedades de Eletroencefalografia e Neurofisiologia Clínica, com a terminologia “10-20”. Representando o intervalo padrão de medição com 10 % ou 20 % (LOUIS et al., 2016). A padronização diz respeito ao posicionamento dos eletrodos pelo couro cabeludo. Essa região de colocação do eletrodo é subdivida em intervalos de 10 % e 20 % (TATUM et al., 2008). Essa configuração convencional é para 21 eletrodos, com exceção dos eletrodos do lóbulo da orelha esquerda e direita, representado por A1 e A2 respectivamente, que são utilizados como eletrodos de referência. Portanto, o termo “10 ou 20%” diz respeito ao intervalo de distância entre os eletrodos (SANEI; CHAMBERS, 2007). Na Figura 3, é apresentado na imagem a distribuição dos eletrodos de acordo com o padrão 10 %-20 %.

Figura 3:Representação do padrão 10-20 do EEG.



Fonte: Sanei; Chambers (2007)

O posicionamento dos eletrodos, conforme o padrão “10-20”, favorece a cobertura completa de todo couro cabeludo. Tendo por orientação posicionamento ósseo e suas distâncias. As regiões do cérebro são indicadas por índices numéricos e por letras (SANEI; CHAMBERS, 2007).

- Auricular - A;
- Central- C;

- Parietal - P;
- Frontal - F;
- Frontal Polar - F;
- Occipital - O;
- Temporal - T.

De forma sucinta a aquisição do sinal é iniciada com a captura do potencial elétrico pelos eletrodos localizados sobre a superfície do couro cabeludo e posteriormente conduzido para caixa de eletrodos, chamada de *jack box.* Em seguida, um seletor de montagem possibilita que o sinal de EEG seja amplificado e ao fim o sinal é filtrado (TATUM et al., 2008).

3.3 RITMO CEREBRAL

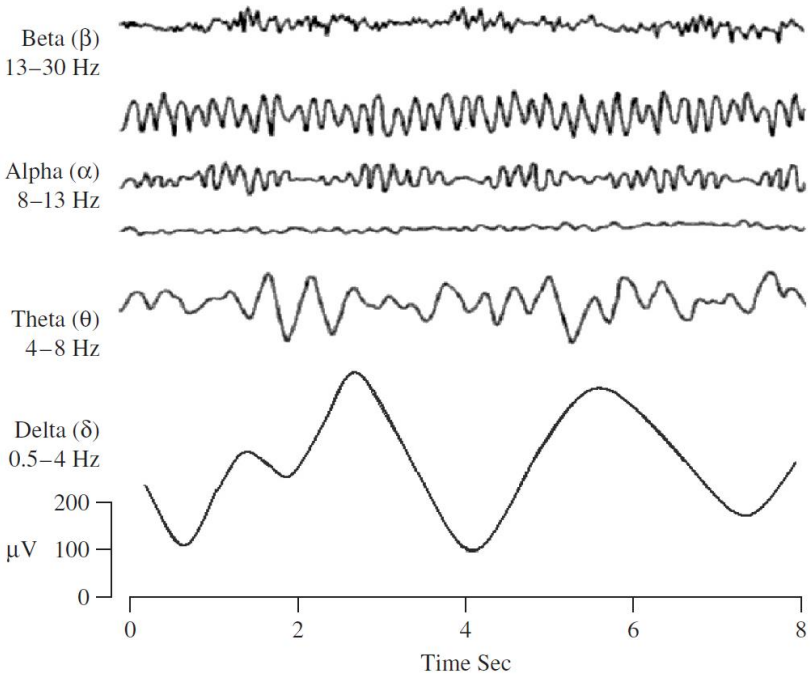
O sinal EEG permite o diagnóstico de distúrbio cerebral. Desse modo, especialistas clínicos analisam os ritmos cerebrais dos sinais EEG como parâmetro de identificação. O sinal EEG muda de individuo para individuo, com alteração da amplitude e frequência do sinal, além disso, a idade é um fator de alteração do comportamento do sinal EEG. A literatura segmenta as bandas de frequências em 5 faixas (SANEI; CHAMBERS, 2007).

- Ondas delta (δ) na faixa de 0,5 a 4 Hz;
- Ondas teta (θ) na faixa de 4 a 7,5 Hz;
- Ondas alfa (α) na faixa de 8 a 13 Hz;
- Ondas beta (β) na faixa de 14 a 26 Hz;
- Ondas gama (γ)) acima de 30 Hz.

Dessa forma, o sinal pode ser decomposto em uma série de ondas senoidais para constituir o espectro de frequência (BIASIUCCI *et al.*, 2019). Na Figura 4, é visto a representação de cada onda de frequência, incluindo: a onda delta que está relacionada ao sono profundo ou estado de vigília, a onda teta está ligada ao estado de sonolência como uma meditação profunda, onda alfa indica um estado de consciência relaxada, onda beta é relacionado a circunstância de atenção, pensamento fixos. Por fim, a onda gama com baixa amplitude da onda,

normalmente usada para detectar doenças cerebrais (SANEI; CHAMBERS, 2007).

Figura 4: Imagem com a representação de ondas de frequências.



Fonte: Sanei; Chambers (2007)

Por fim, o registro do sinal EEG pode sofre interferência não cerebral por artefatos não fisiológicos ou fisiológicos podendo levar a um comportamento distinto ao normal. Como captação de sinais do movimento ocular, muscular até algum sinal presente no ambiente, na qual está sendo realizado (TATUM et al., 2008).

4. FERRAMENTAS MATEMÁTICAS

Ao longo dos anos pesquisas com sinal biológico vêm sendo desenvolvidas e o uso de ferramentas matemáticas estão cada vez mais sendo utilizadas para compreender o comportamento dos sinais da natureza. A ciência buscar determinar o padrão do sinal biológico, no entanto técnicas computacionais são necessários para análise o sinal no domínio do tempo e da frequência e entender suas peculiaridades.

Dentre as ferramentas mais difundidas tem a técnica da Transformada de Fourier (TF) possibilita que o sinal no domínio do tempo seja representado como um sinal no domínio da frequência, de modo que a decomposição em frequências componha o sinal original. Dessa maneira, qualquer sinal unidimensional ou bidimensional pode ser descrito pela soma de oscilações de senos e cossenos. A equação matemática da TF é uma transformada integral que exprime várias frequências contidas em uma série temporal (1.1)(SILVA, 2014).

$$F(\omega) = \int_{x=-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi\omega x}\, dx \qquad (1.1)$$

Na qual o $\boldsymbol{f(x)}$ representa a serie temporal analisa, além disso a presença doexponencial indica a tranformação para o domínio da frequência. Entretanto, a TF apresenta uma limitação quanto a identificação do tempo de um sinal dividido em várias frequências, pois séries não estacionárias têm dificuldade de serem aplicadas na TF (SILVA, 2014).

Para sanar essa deficiência existe o método da Transformada de Fourier de Tempo Restrito, do inglês *Short Time Fourier Transform,* (STFT)**,** que segrega a serie temporal em instantes fixos e calcula o $\boldsymbol{F(\omega)}$ em cada parte dos períodos fixos, porém dependendo do tamanho da janela da segmentação do sinal pode perder informação. Porém essa técnica contribui na análise de séries temporais não estacionárias (SILVA, 2014).

O artigo de Fadzal *et al.* (2012) apresentou a utilização do método STFT para analisar o sinal EEG na condição de relaxado e escrevendo. Os resultados obtidos exibidos no espectrograma dos sinais EEG apresentam a faixa de 11 a

28,38 Hz quando o indivíduo está escrevendo e 8 a 12,25 Hz na condição de relaxamento, ou seja, foi possível obter a informação do tempo e frequência com janela temporal fixada.

Peng *et al.* (2022) também utilizou a técnica de STFT para extrair características no domínio da frequência e do tempo, combinado com a técnica de *autoencoders* máximos de discrepância média para mapear o sinal EEG no espaço. A proposta do trabalho foi um preditor crises epilépticas. O resultado foi de 76 % de sensibilidade para amostras intracranianas do sinal EEG e 73 % para extracraniana.

Entre as pesquisas que utilizaram a TW tem a Arrais Junior (2016) utilizou a técnica de Transformada Wavelet Discreta Redundante (TWDR) da família *Daubechies* e a *wavelet* mãe *Daubechies* 4 (db4) para analisar sinais de eletrocardiograma. O trabalho apresentou um sistema para análise de sinais de eletrocardiograma em tempo real aplicando técnicas de *thresholds*. O sistema obteve sensibilidade de 99,20 % e preditividade positiva de 99,64 %.

Cortés (2021) em seu trabalho de conclusão de curso utilizando Transformada Wavelet Discreta (TWD) para elaborar um classificador para TDAH com a família *Daubechies* e a *wavelet* mãe db4, devido a identificação de características singulares em sinais eletrofisiológicos. Ademais, a técnica para estudar a possível presença do TDAH foi a regressão logística. O desempenho que o classificador obteve foi de 96 % para validação cruzada, para um grupo de estudo de 64 crianças

Outra ferramenta *wavelet* é a Tranformada Wavelet Packet que foi aplicada no artigo de Yuan *et al.* (2017) para detectar convulsões no registro contínuo do sinal EEG. A sensibilidade baseada em eventos do algoritmo obteve 97,73 %. Com isso, o método apresentou ser promissor para avaliar eventos convulsivos.

A ferramenta matemática utilizada neste trabalho foi a TWDR por apresentar uma implementação mais simples do ponto de vista numérico, não ter submostragem por 2 e que vem ao longo dos anos sendo utilizada para analisar sinais biomédicos. A base da *wavelet* utilizada no trabalho foi a família *Daubechies* do tipo db4. Tendo em vista, a obra de Jahankhani, Kodogiannis e

Revett (2006) que utilizaram a db4 devido à característica de suavização, sendo útil para detectar mudanças no sinal de EEG, além de possibilitar uma boa saída do sinal. Da mesma maneira que Cortés (2021), que também aplicou a db4 devido a identificação de características singulares em sinais eletrofisiológicos.

4.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

Mas apesar da STFT ter contribuído na análise de séries temporais não estacionarias, outros pontos algumas lacunas persistiam, como:

- O intervalo fixo (janela) não permitia modificação;
- Para funções trigonométricas a energia é infinita.

A partir desses questionamentos surgiu a Transformada Wavelet (TW) que é uma ferramenta matemática de energia finita que ´pode ser dilatada ou comprimida no tempo retirando o janelamento fixo do método STFT (SILVA, 2014).

O método da TW permite a análise de dados em escalas e resolução variadas, tanto global, quanto detalhes do sinal e assim eliminar falhas na janela temporal da TF. Na TW utiliza-se diversas bases, incluindo: Morlet, Biorthogonal, Mexican, Hat, Harr, Daubechies, entre outras, com características próprias. Na qual são empregadas em análises específicas, sendo exibida pela *wavelet*-mãe *psi* (ψ) (BARBOSA et.al, 2008).

Para examinar sinais discretos, o mecanismo de análise multirresolução permite que o sinal possa ser decomposto em coeficientes de aproximação e coeficientes *wavelet* em diferentes níveis de escalas e com uso de filtro passa-alta e passa-baixa (MALLAT, 1989). A equação numérica que obtém a decomposição rápida da TWD, para obter os coeficientes são:

$$Sj(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g(n-2k)Sj-1(n) \qquad (1.2)$$

$$\omega j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(n-2k)Sj-1(n) \quad (1.3)$$

Sendo os *Sj* coeficientes de aproximação, *ωj* coeficientes *wavelet, j* escala de resolução e filtros g(k) passa-baixa e h(k) passa–alta (ARRAIS JUNIOR, 2016).

O espectro de frequência dos coeficientes de aproximação e coeficientes *wavelet* em cada escala *j* é dado conforme a frequência de amostragem *fs* no intervalo de:

$$\left[0, \frac{fs}{2^{j+1}}\right], \left[\frac{fs}{2^{j+1}}, \frac{fs}{2^{j}}\right] \quad (1.4)$$

A *wavelet*-mãe da família *Daubechies* de quatro coeficientes. A db4 possui quatro coeficientes de filtro para os coeficientes de aproximação *g*, como também quatro coeficientes do filtro *wavelet h* (ARRAIS JUNIOR, 2016). Abaixo, estão os coeficientes dos filtros.

$$g(0) = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g(1) = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g(2) = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g(3) = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

$$h(0) = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h(1) = \frac{-3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h(2) = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h(3) = \frac{-1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

4.1.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA REDUNDANTE

Devido a TWD apresentar o procedimento de subamostragem empregada nos coeficientes de aproximação e *wavelet* em razão do seu comportamento variante no tempo, faz com que a eficiência do método seja prejudicada. Em virtude disso, temos a TWDR que não apresenta o processo de subamostragem dos coeficientes, por motivo de ser invariante no tempo, além de admitir análise em tempo real. Assim sendo, a equação TWDR é semelhante a TWD, porém sem a subamostragem por dois (PERCIVAL D. B.; WALDEN, 2000).

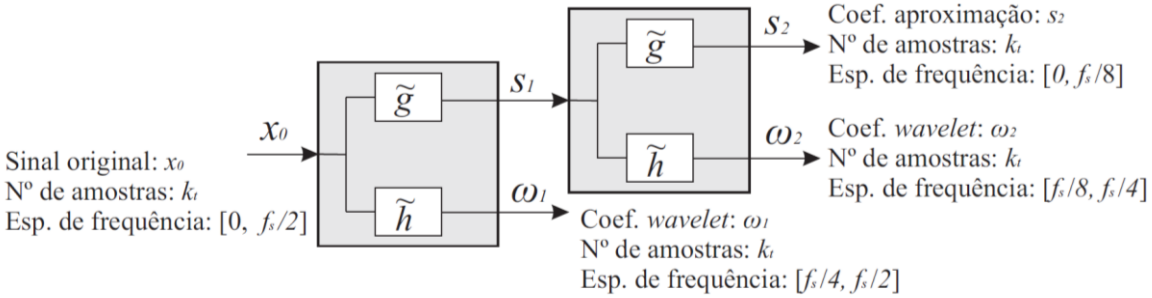
As equações dos coeficientes de aproximação e *wavelet*, são:

$$Sj(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \tilde{g}(n-k)Sj-1(n) \quad (1.5)$$

$$\omega j(k) = \sum_{n-\infty}^{\infty} \tilde{h}(n-k)Sj-1(n) \quad (1.6)$$

A Figura 5 exemplifica dois níveis de resolução da TWDR da decomposição do sinal de entrada que terá como saída os coeficientes de aproximação *s* e coeficientes *wavelet ω*. A cada decomposição do sinal o coeficiente de aproximação é utilizado em uma nova escala do processo. Dessa forma, ocorre o processo de generalização da TWDR.

Figura 5: Dois níveis de resolução da TWDR.



Fonte: Arrais Junior (2016).

Os quatro coeficientes de filtro para os coeficientes escalam *g* e para os coeficientes do filtro *wavelet h* da TWDR é dado por:

$$\tilde{g}\,(0) = \frac{1+\sqrt{3}}{8}, \tilde{g}\,(1) = \frac{3+\sqrt{3}}{8}, \widetilde{g}\,(2) = \frac{3-\sqrt{3}}{8}, \widetilde{g}\,(3) = \frac{1-\sqrt{3}}{8},$$

$$\tilde{h}(0) = \tilde{g}(3), \widetilde{h}(1) = \widetilde{-g}(2), \tilde{h}(2) = \tilde{g}(1), \tilde{h}(3) = \widetilde{-g}(0)$$

A partir dos coeficientes de aproximação e *wavelet* é possível calcular as energias dos termos com base na teoria de Parseval (BURRUS; GOPINATH; GUO,1997).

$$\sum_{k=1}^{kt} |x(k)|^2 = \sum_{k=1}^{kt} |sj(k)|^2 + \sum_{j=1}^{J} \sum_{k=1}^{kt} |\omega j(k)|^2$$

$\sum_{k=1}^{kt} |x(k)|^2 =$ Energia associada ao sinal de entrada;

$\sum_{k=1}^{kt} |sj(k)|^2 =$ Energia dos coeficientes de aproximação da escala *j;*

$\sum_{j=1}^{J} \sum_{k=1}^{kt} |\omega j(k)|^2 =$ Energia dos coeficientes *wavelet* da escala *j.*

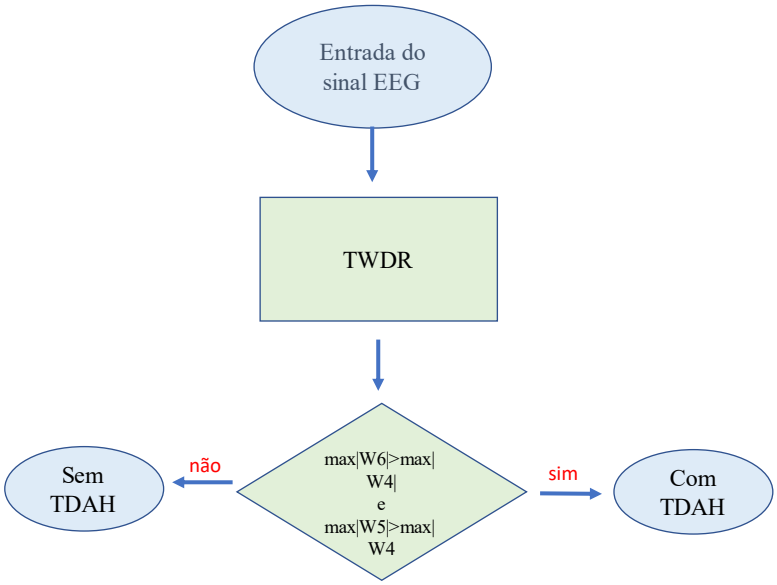
5. MÉTODO PROPOSTO

Com base no estado da arte, os estudos apontam para o aumento de amplitude em bandas de baixa frequência (delta e teta) em crianças com TDAH, então os coeficientes *wavelet* da escala 4, 5 e 6 foram os pontos de interesse visto que a partir do nível 4 já é a transição para altas frequências.

Na Figura 6 é apresentado o fluxograma para identificação de sinais EEG que podem estar relacionados ao TDAH em crianças. A lógica aplicada foi empírica. A partir das observações das características do sinal que foram obtidas com a ferramenta matemática TWDR, na qual o sinal EEG de entrada foi decomposto em coeficientes de aproximação e *wavelet*, como também foi calculado a energia associada aos coeficientes *wavelet* em 6 níveis de resolução. Então, a lógica empírica tem intuito de obter melhor precisão para o conjunto para determinar sinais sugestivos de TDAH.

Tendo em vista a lógica de análise da Figura 6, inicialmente o sinal EEG de crianças com TDAH ou sem TDAH foi aplicado ao algoritmo de TWDR. Em seguida, o sinal foi decomposto em coeficientes de aproximação e *wavelet*, além da apresentar a amplitude de energia dos coeficientes *wavelet* em 6 escalas de frequência nos 3 resultados obtidos. Posteriormente, a resposta dos coeficientes *wavelet* é utilizada como parâmetro da técnica *threshold* que avalia a seguinte raciocínio: se o módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 6 for maior que o módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 4 e se módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 5 for maior módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 4, caso for verdadeiro a classificação será a possível presença de TDAH. Caso contrário, indivíduo o algoritmo classifica sem TDAH.

Figura 6: Fluxograma para classificação para TDAH.



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

5.1 BASE DE DADOS

O banco de dados de EEG para crianças com TDAH e sem TDAH são do *IEEE Dataport*, com acesso livre aos dados. Os registros de EEG foram auferidos de registros médicos na clínica psiquiátrica do Hospital Roozbeh no Irã. Dessa maneira, o arquivo possui a documentação de 121 pacientes, sendo 61 crianças com TDAH e 60 sem TDAH na faixa de 7 a 12 anos de idade que fizeram uso de ritalina por até 6 meses.

O registro da atividade cerebral seguiu o padrão 10-20, com 19 eletrodos, como visto na Figura 3. A atividade elaborada pelos pacientes era de atenção visual para contagem do número de figuras dos personagens. A frequência de amostragem foi de 128 Hz e a impedância dos eletrodos era de 5 kΩ. O tempo de registro para os indivíduos com TDAH foi de 285s e os sem TDAH 50s.

5.2 NÍVEIS DE RESOLUÇÃO

Essa etapa consiste na decomposição do sinal em níveis de escala. Dessa maneira, o sinal adquirido do banco de dados do *IEEE Dataport* apresenta uma frequência de amostragem de 128 Hz. Porém, para decompor o sinal em 6 níveis de resolução da TWDR foi necessário amostrar o sinal para 270 Hz. O intuito da reamostagem foi obter a separação das frequências mais baixas delta (2,1093 – 4,2187 Hz) e teta (4,2187 – 8,4375 Hz) e análise o comportamento dessas faixas de frequência, como pode ser visto na Tabela 2.

Tabela 2 – Níveis de resolução da TWDR

Escala	**Faixa de frequência [Hz]**
1	67,5 – 135
2	33,75 – 67,5
3	16,875 – 33,75
4	8,4375 – 16,875
5	4,2187 – 8,4375
6	2,1093 – 4,2187

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

5.3 CLASSIFICAÇÃO

5.3.1 THRESHOLD

Os valores de *threshold* foram baseados nos picos dos coeficientes *wavelet* no nível de resolução 4 (8,4375 – 16,875 Hz), 5 (4,2187 – 8,4375 Hz) e 6 (2,1093 – 4,2187 Hz). A lógica empírica envolve a obediência do seguinte critério:

$$\boldsymbol{threshold} = \mathbf{max|W6|\ maior\ max|W4|\ e\ max|W5|\ maior\ max\ |W4|}$$

- O módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 6 for maior que o módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 4;
- O módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 5 for maior módulo do valor máximo do coeficiente wavelet da escala 4;
- Caso obedeça aos dois critérios anteriores, indicaria a possível presença de TDAH;
- Caso contrário, o algoritmo classifica sem TDAH.

5.4 MÉTRICA DE ANÁLISE

Para avaliar o desempenho do classificador foram utilizados dois parâmetros, a Sensibilidade (*Se*) e a Preditividade Positiva (P^+) (KOHLER; HENNIG; ORGLMEISTER, 2002), (MARTINEZ et al., 2004). Dessa forma, verifica-se o número de Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN) e as Detecções Corretas (DC) do classificador.

$$Se = \frac{DC}{DC+FN} \times 100$$

$$P^+ = \frac{DC}{DC+FP} \times 100$$

A sensibilidade é a probabilidade do algoritmo detectar indivíduos doentes. Já a preditividade positiva, é a probabilidade do algoritmo identificar corretamente a existência da doença (SOPELETE, 2005).

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A análise do sinal EEG relacionado a sinais sugestivos de TDAH é realizado com a técnica da TWDR. As características do sinal decomposto, incluem: Os coeficientes de aproximação resultado do filtro passa-baixa que atenua as altas frequências, coeficientes *wavelet* resultado do filtro passa-alta que atenua as baixas frequências, sendo sensível a grandes variações do sinal. As caraterísticas extraídas pela ferramenta TWDR foram para os 6 níveis de resolução, conforme a Tabela 2. Por fim, energia dos coeficientes *wavelet* também foi analisada para análise do sinal EEG, de acordo com a Tabela 2.

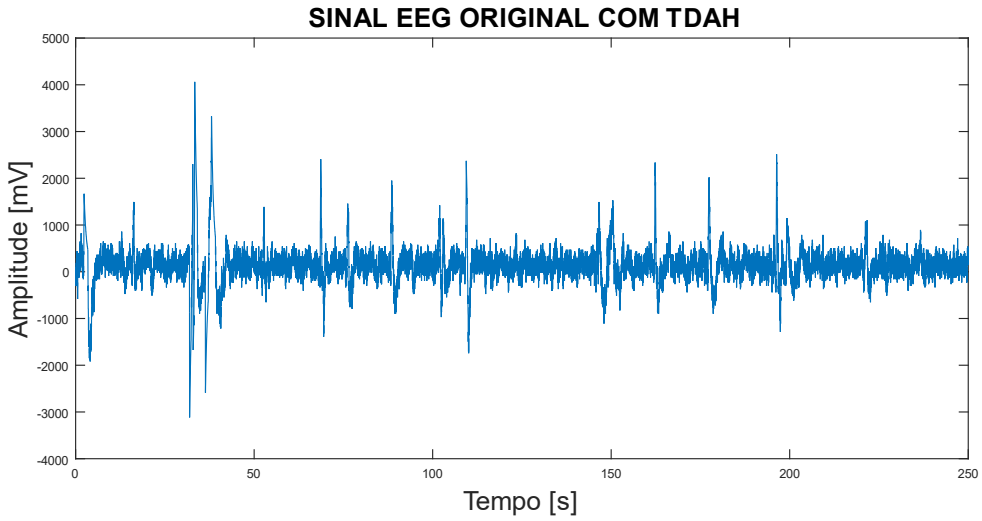
Dessa maneira, o conjunto de dados analisados foi de 40 pacientes, sendo 20 crianças com TDAH e 20 sem TDAH do banco de dados do *IEEE Dataport*. Além disso, apenas os eletrodos frontais (Fz, Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8) indicados na Figura 4, ou seja, 7 dos 19 eletrodos, pois essa região apresenta disparidade entre os pacientes com o transtorno, além de apresentar bons resultados de classificação, conforme apresentado no estado da arte.

O intuito desse método empregado é detectar possíveis alterações do sinal EEG indicativa do TDAH dos conjuntos de crianças com TDAH e sem TDAH. Desse modo, este trabalho avalia quais escalas apresentaram discrepâncias de amplitudes, seja no valor dos coeficientes de aproximação e wavelet ou na energia dos coeficientes *wavelet*. Para isso, foram escolhidos 3 sinais de EEG do conjunto para demonstrar o processamento do sinal, além de averiguar suas singularidades. Dentre os 3, dois com TDAH e um sem TDAH.

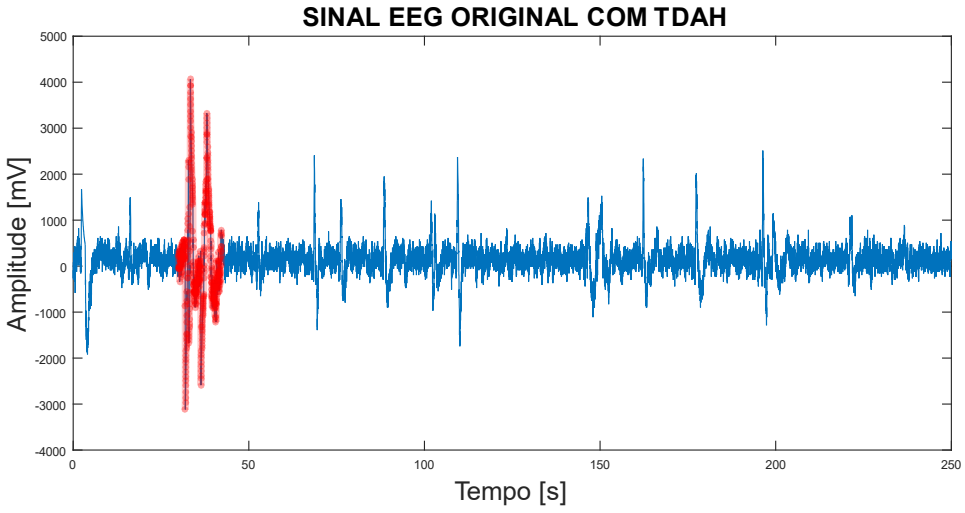
A análise a seguir apresenta a TWDR do sinal EEG do conjunto v1p do eletrodo Fz, apresentando o registro de um paciente com TDAH. Nas Figuras do conjunto é observado comportamento do sinal e posteriormente é ampliada as Figuras para o instante de interesse. No item da Figura 7a observa-se o sinal de EEG com picos de amplitude em vários instantes de tempo no intervalo de 0 a 250 segundos. Na Figura 7b é sinalizado em vermelho o instante de maior valor

de amplitude em torno de 4000 mV. Esse instante é um possível indicativo do momento em que a criança com TDAH foi estimulada visualmente com a figuras dos personagens para registro do sinal EEG, conforme informa o banco de dados *IEEE Dataport*. Na Figura 7c exibe o intervalo de 30 a 40 segundas do instante de maior amplitude do sinal da Figura 7b.

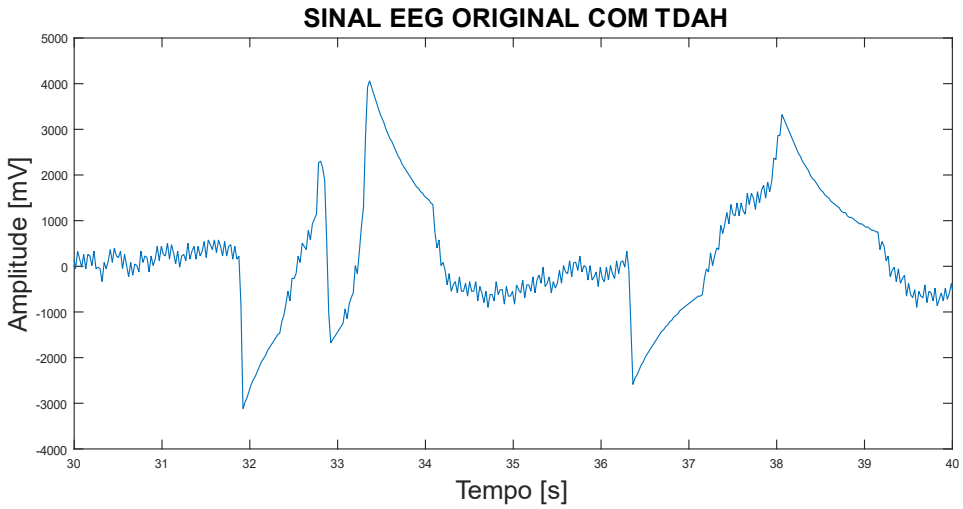
Figura 7: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 30 a 40s.



(a)



(b)

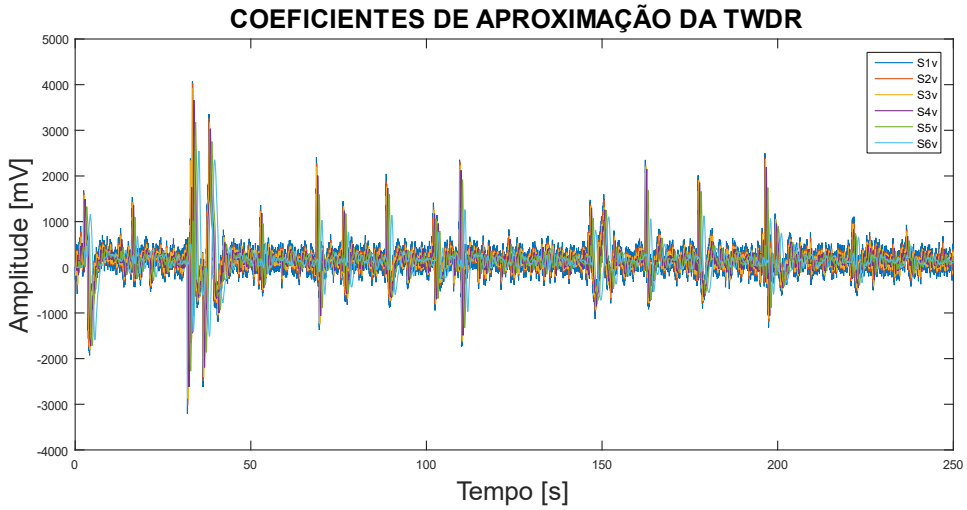


(c)

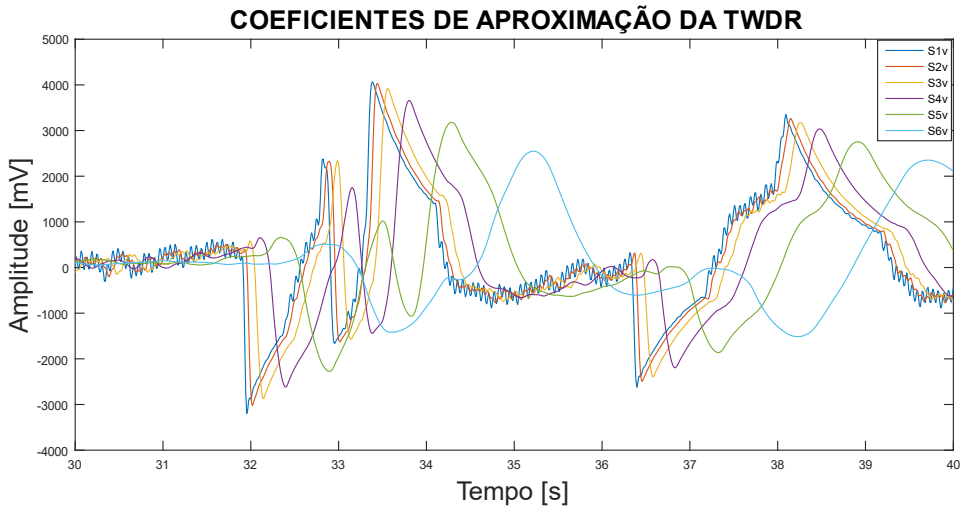
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na Figura 8 é apresentado os coeficientes de aproximação para os seis níveis de resolução pelo processo de filtragem do filtro passa-baixa na qual os ruídos de altas frequências são atenuados do sinal EEG da Figura 7a. Com base nisso, a Figura 8a exibe os coeficientes de aproximação no intervalo de 0 a 250 segundos. Na Figura 8b exibe os coeficientes no intervalo de 30 a 40 segundos com comportamento semelhante ao sinal original, no entanto, é exibido um atraso conforme a escala aumenta, devido ao atraso ser na ordem de 2^j, com *j* indicando o nível de resolução.

Figura 8: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b)Coeficientes de aproximação no intervalo de 30 a 40s.



(a)

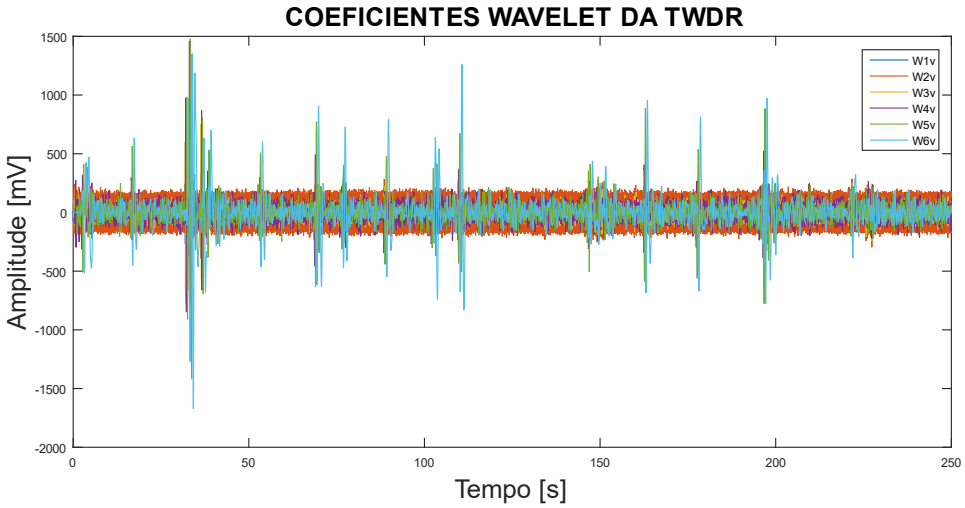


(b)

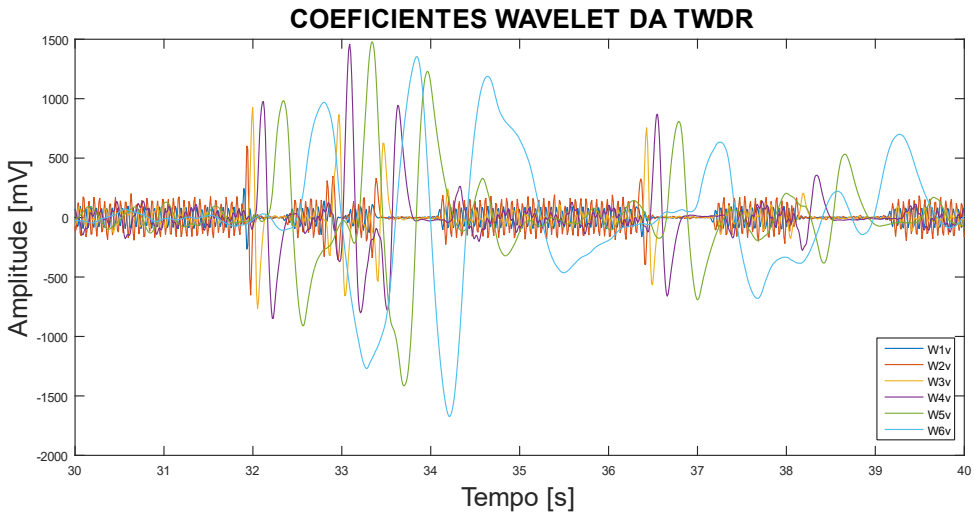
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 9a apresenta os coeficientes *wavelet* com as 6 escalas de frequência no intervalo de 0 a 250 segundos. Os coeficientes *wavelet* é resultado da filtragem do sinal EEG, da Figura 7a, por filtro passa-alta que atenua as baixas frequências de ruído, além isso, captando as altas variações do sinal EEG. Na Figura 9b observa-se a amplitude dos coeficientes no intervalo de tempo entre 30 a 40 segundos. Desse modo, é visto que a W4v (8,4375 – 16,875 Hz) apresenta valor máximo de amplitude próximo de 1500 mV, assim como W5v (4,2187 - 8,4375 Hz) também exibe valor próximo a 1500 mV de amplitude. A W6v (2,1093 – 4,2187 Hz) exibe um valor de amplitude acima de -1500 mV. Portanto, as afirmações dos pesquisadores Ibrahim et al. (2019) e Ekhlasi et al. (2021) foi observada nessa análise, na qual houve aumento das baixas de frequências em W6v (onda delta) e W5v (onda teta) para crianças com TDAH.

Figura 9: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes wavelet, (b)Coeficientes wavelet no intervalo de 30 a 40s.



(a)



(b)

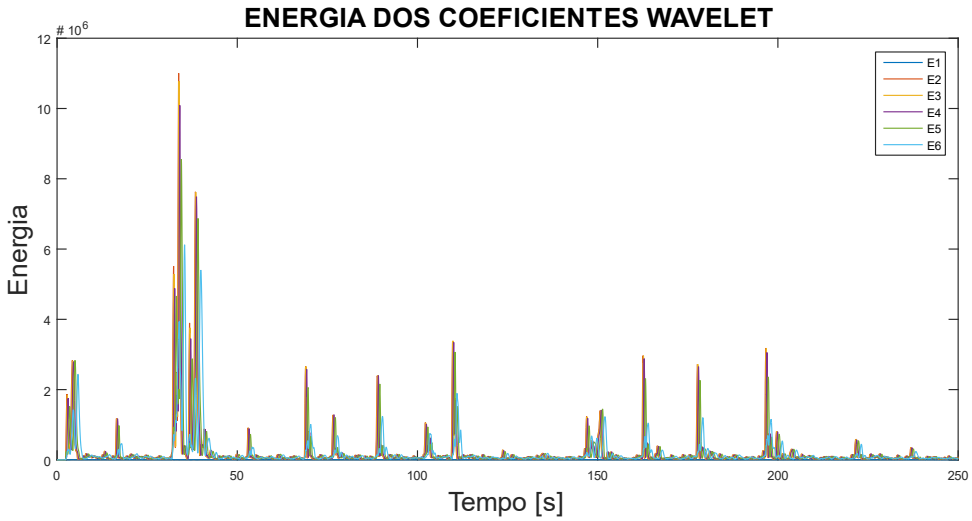
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por fim, na Figura 10a observa-se que as concentrações de energia dos coeficientes *wavelet* do sinal da Figura 9a. Na Figura 10b o intervalo do domínio do tempo foi reduzido para analisar a concentração de energia entre 30 a 40 segundos, devido ao pico de amplitude que ocorre nesse intervalo de tempo, conforme visto na Figura 7b.

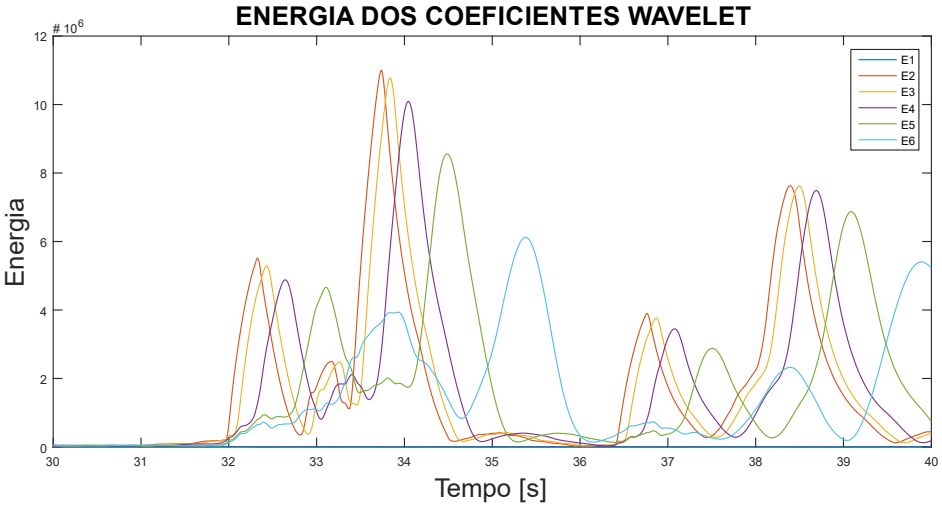
A concentração de energia ocorre nas escalas E2 (W2v) e E3 (W3v) em 34 segundos exibindo uma ordem de grandeza de 10^6. Em outro momento a concentração de energia dos coeficientes *wavelet* é para as escalas E2 (W2v),

E3 (W3v) e E4 (W4v). Contraditoriamente, ao observado na Figura 9b que apresentava maiores amplitudes para baixas frequências em (W6v e W5v), a concentração de energia ocorreu nas altas frequências.

Figura 10: Sinal do eletrodo Fz do conjunto v1p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a) Energia dos coeficientes *wavelet* e (b) Energia dos coeficientes *wavelet* no intervalo entre 30 a 40s.



(a)



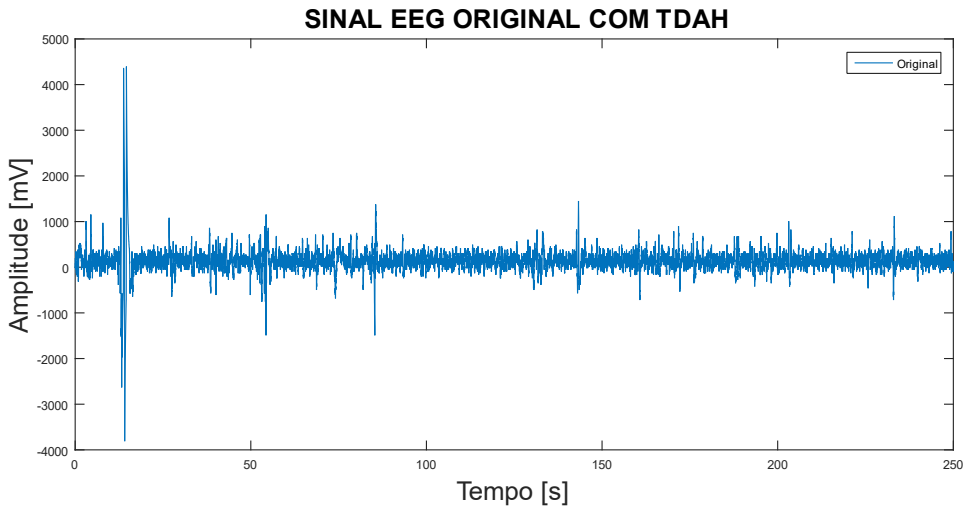
(b)

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

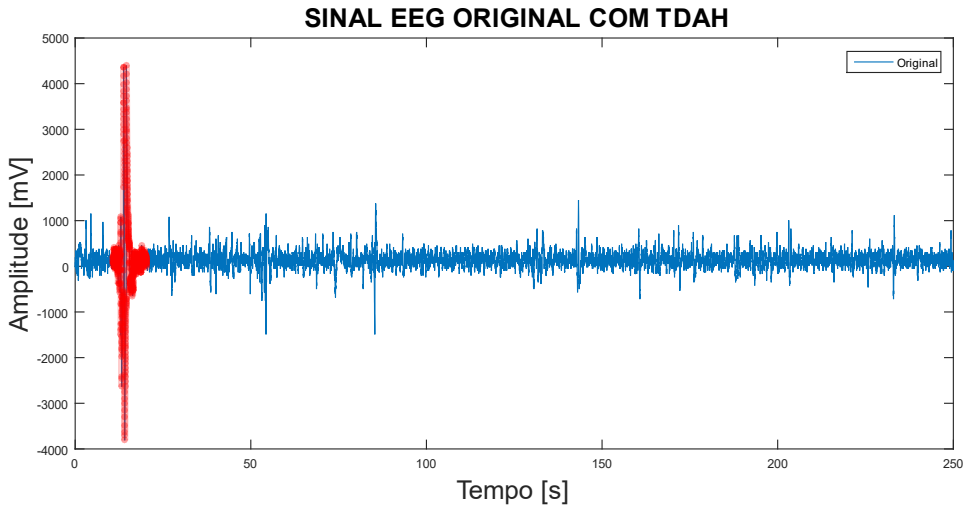
A análise a seguir apresenta a TWDR do sinal EEG do conjunto v18p do eletrodo F7, apresentando o registro de um paciente com TDAH. Nas Figuras do conjunto é observado comportamento do sinal e posteriormente é ampliada as

Figuras para o instante de interesse Na Figura 11a observa-se o sinal de EEG com um pico de amplitude no intervalo de 0 a 250 segundos. Na Figura 11b é sinalizado em vermelho o instante de maior valor de amplitude acima de 4000 mV. Esse instante é um possível indicativo do momento em que a criança com TDAH foi estimulada visualmente com a figuras dos personagens para registro do sinal EEG, conforme informa o banco de dados *IEEE Dataport*. Na Figura 11c exibe o intervalo de 12 a 18 segundas do instante de maior amplitude do sinal da Figura 11b.

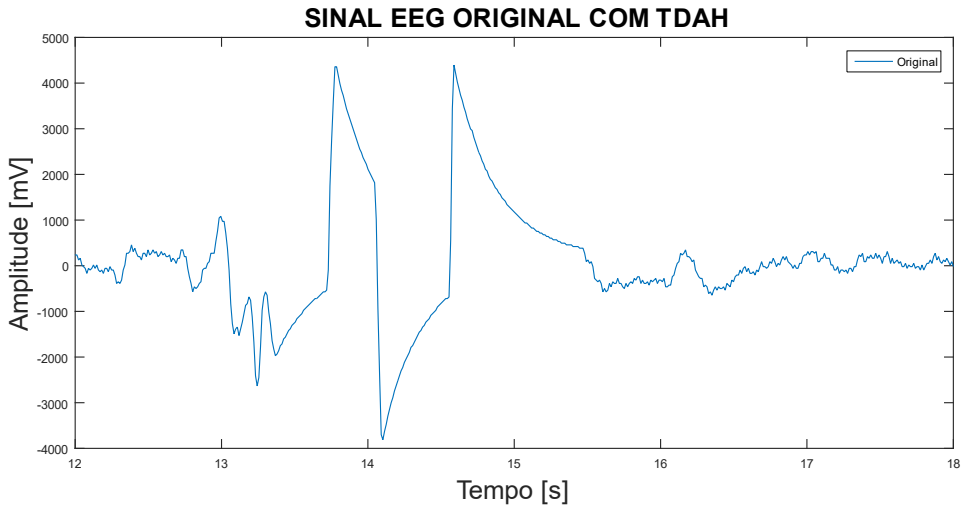
Figura 11: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 12 a 18s.



(a)



(b)

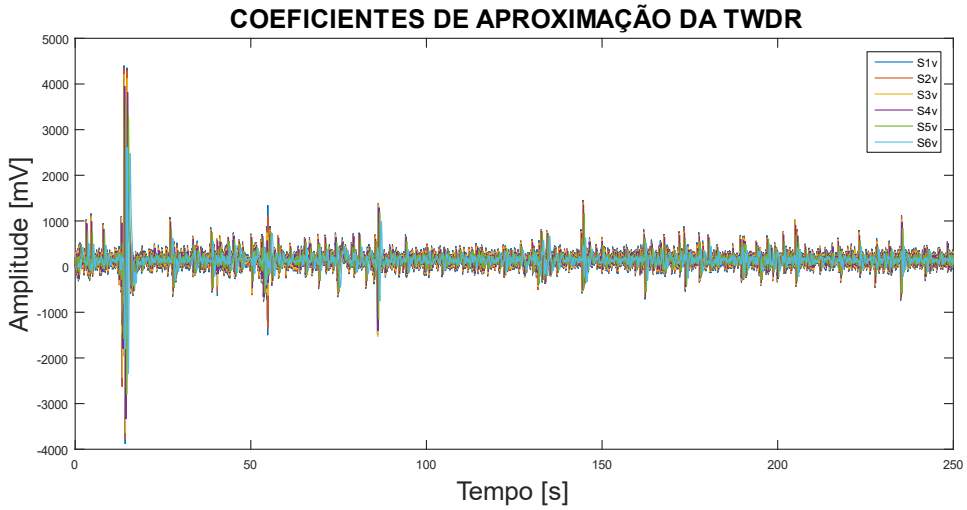


(c)

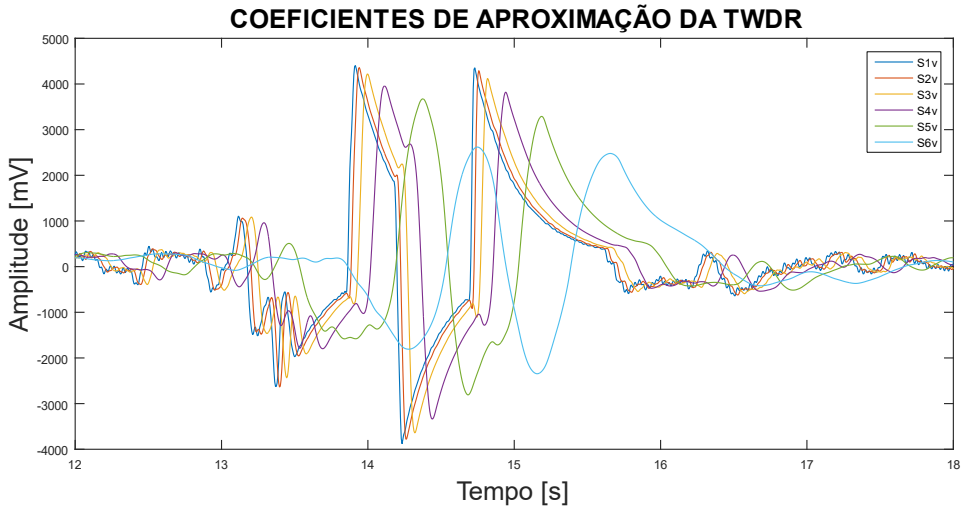
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na Figura 12 é apresentado os coeficientes de aproximação para os seis níveis de resolução pelo processo de filtragem do filtro passa-baixa na qual os ruídos de altas frequências são atenuados do sinal EEG da Figura 11a. Com base nisso, a Figura 12a exibe os coeficientes de aproximação no intervalo de 0 a 250 segundos. Na Figura 12b exibe os coeficientes no intervalo de 12 a 18 segundos com comportamento semelhante ao sinal original, no entanto, é exibido um atraso conforme a escala aumenta, devido ao atraso ser na ordem de 2^j, com *j* indicando o nível de resolução.

Figura 12: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b) Coeficientes de aproximação no intervalo de 12 a 18s.



(a)



(b)

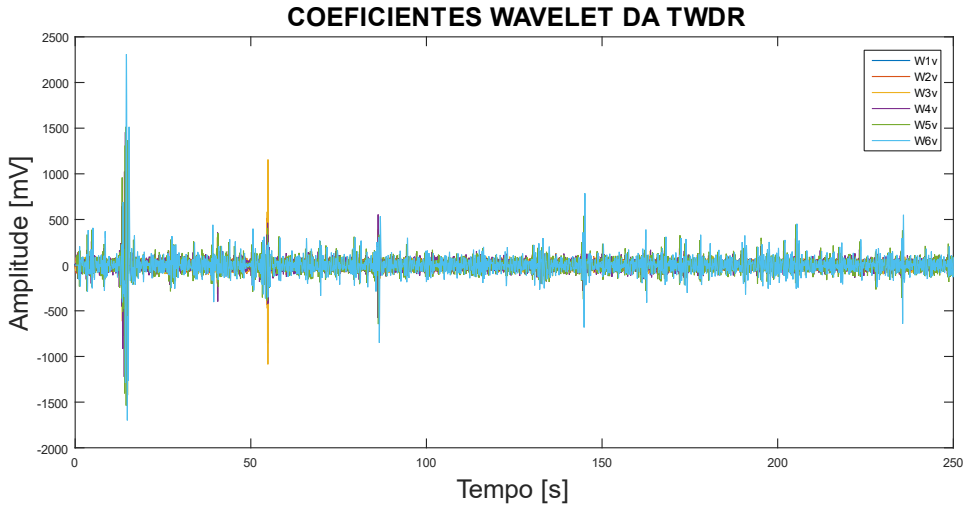
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 13a apresenta os coeficientes *wavelet* com as 6 escalas de frequência no intervalo de 0 a 250 segundos. Os coeficientes *wavelet* é resultado da filtragem do sinal EEG, da Figura 11a, por um filtro passa-alta que atenua as baixas frequências de ruído, além disso, é captado as altas variações do sinal EEG. Na Figura 13b observa-se a amplitude dos coeficientes no intervalo de tempo entre 12 a 18 segundos. Desse modo, é visto que a W6v (2,1093 – 4,2187 Hz) apresenta valor de amplitude acima de 2000 mV. Já o W4v (8,4375 – 16,875

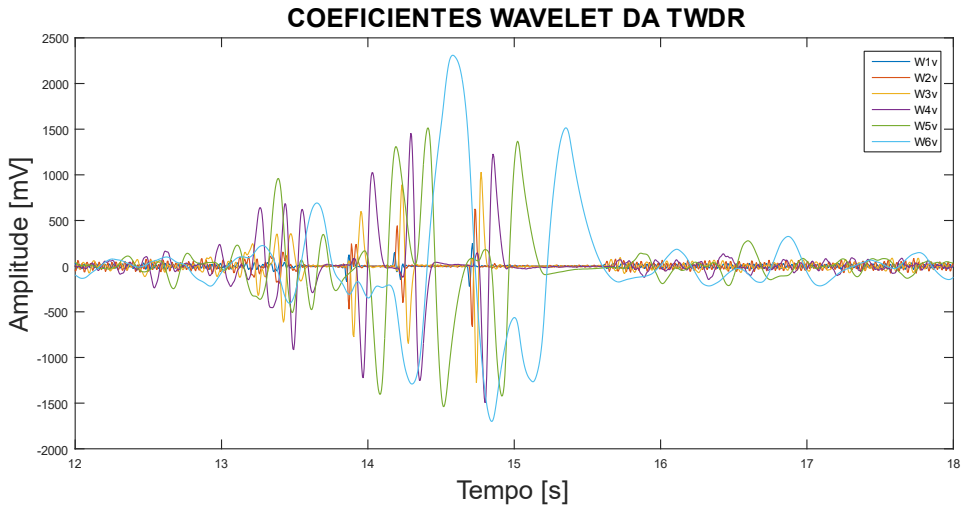
Hz) e W5v (4,2187 - 8,4375 Hz) exibem amplitude em próximo a 1500 mV. Portanto, a discrepância na baixa frequência em W6v (onda delta) pode ser observada, conforme a pesquisa de Ekhlasi et al. (2021).

Na Figura 13c exibe uma possível detecção de variação no sinal EEG, da Figura 11a, no intervalo de 54 a 56 segundos, na W3v (16,875 – 33,75 Hz) com valor de amplitude de 1000 mV.

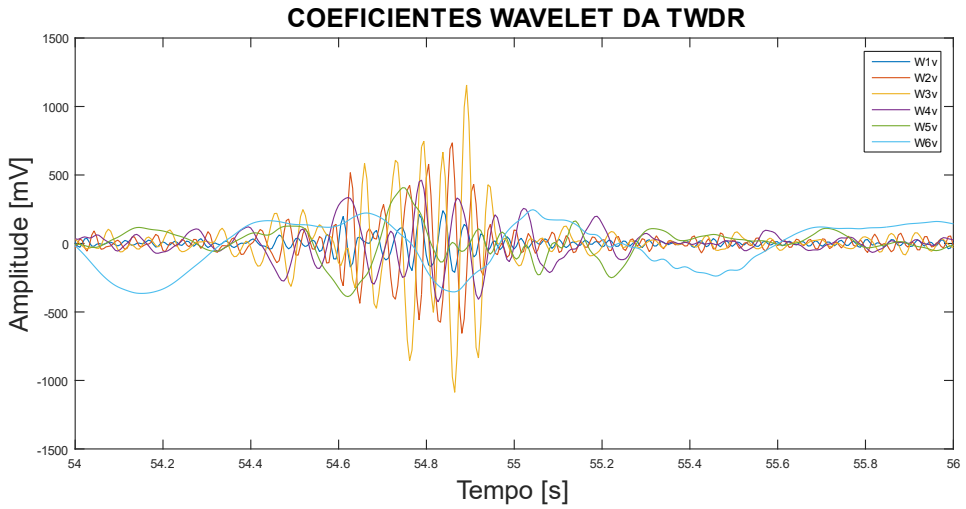
Figura 13:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a)Coeficientes wavelet, (b)Coeficientes wavelet no intervalo de 12 a 18s e (c) Coeficientes wavelet no intervalo de 54 a 56s.



(a)



(b)

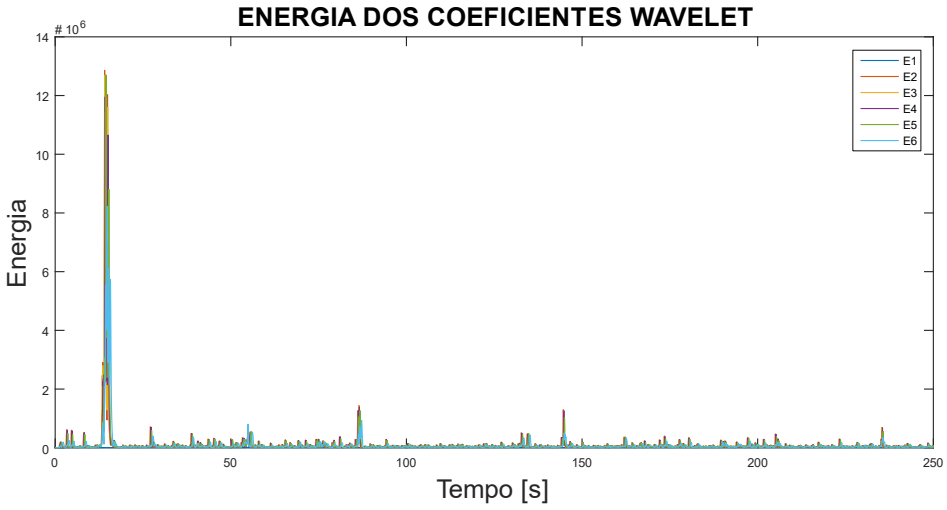


(c)

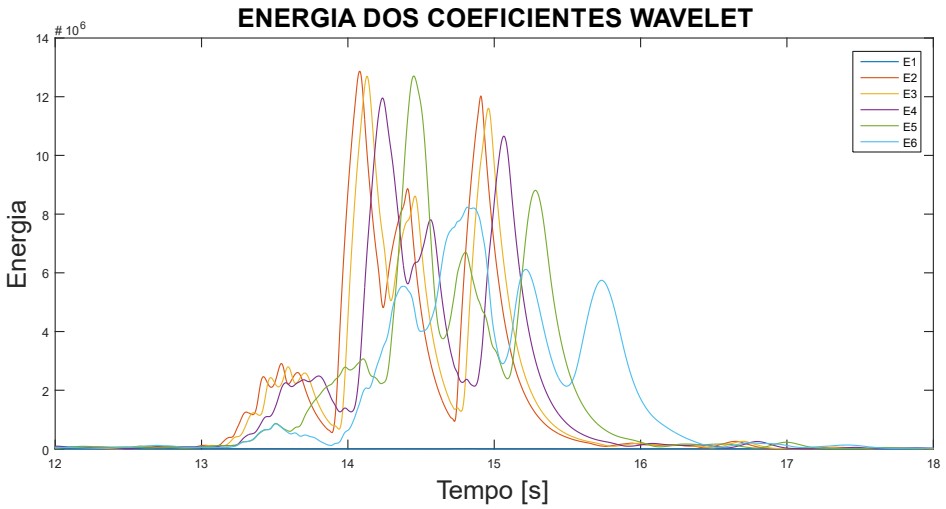
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por fim, na Figura 14a observa-se que as concentrações de energia dos coeficientes *wavelet* do sinal da Figura 13a. Na Figura 14b o intervalo do domínio do tempo foi reduzido para analisar a concentração de energia entre 12 a 18 segundos, devido ao pico de amplitude que ocorre nesse intervalo de tempo, conforme visto na Figura 11b. A maior concentração de energia ocorre nas escalas E2 (W2v) , E3 (W3v) e E5 (W5v) com ordem de grandeza de 10^6.

Figura 14: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v18p (banco de dados IEEE), com TDAH: (a) Energia dos coeficientes *wavelet* e (b) Energia dos coeficientes *wavelet* no intervalo entre 12 a 18s.



(a)

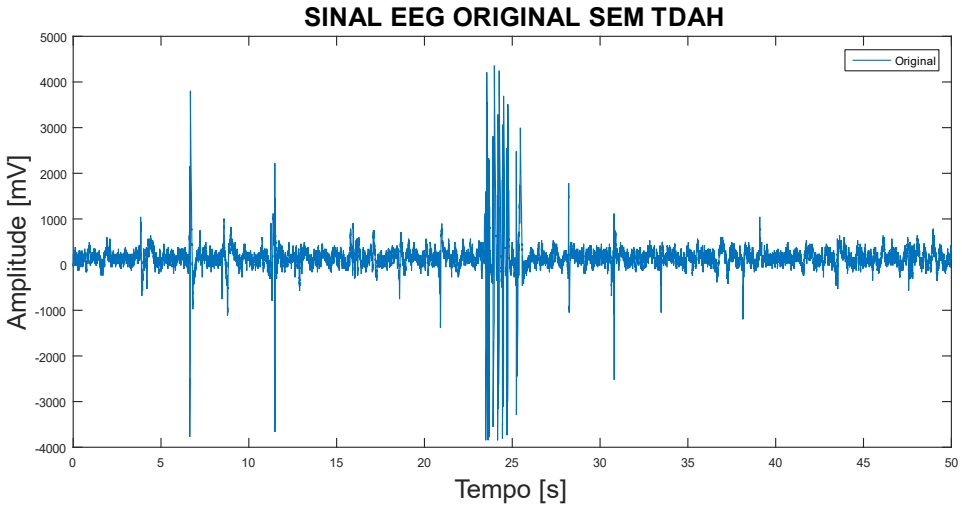


(b)

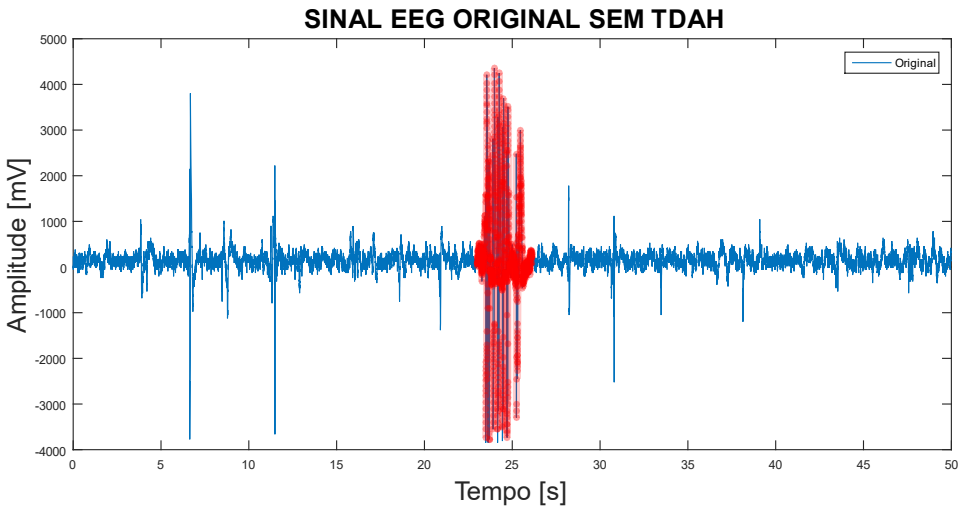
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A análise a seguir apresenta a TWDR do sinal EEG do conjunto v53p do eletrodo F7, apresentando o registro de um paciente sem TDAH. Nas Figuras do conjunto é observado comportamento do sinal e posteriormente é ampliada as Figuras para o instante de interesse. No item da Figura 15a observa-se o sinal de EEG com picos de amplitude em vários instantes de tempo no intervalo de 0 a 50 segundos. Na Figura 15b é sinalizado em vermelho o instante de maior concentração de picos com amplitude em torno de 4000 mV. Esse instante é um possível indicativo do momento em que a criança sem TDAH foi estimulada visualmente com a figuras dos personagens para registro do sinal EEG, conforme informa o banco de dados *IEEE Dataport*. Na Figura 15c exibe o intervalo de 22 a 26 segundos do instante de maior concentração de variação do sinal da Figura 15b.

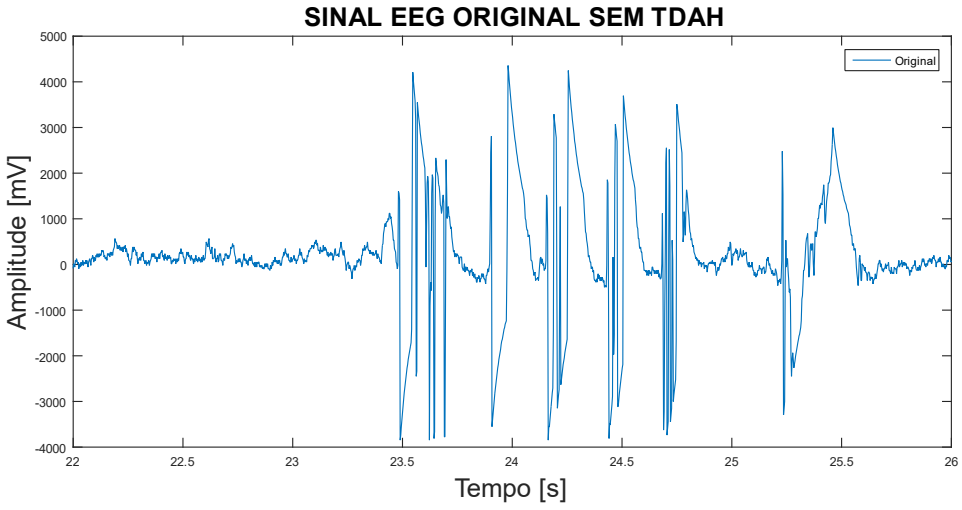
Figura 15: Figura 7: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Sinal original, (b) Instante de maior amplitude e (c) Intervalo de tempo de maior amplitude entre 22 a 26s.



(a)



(b)

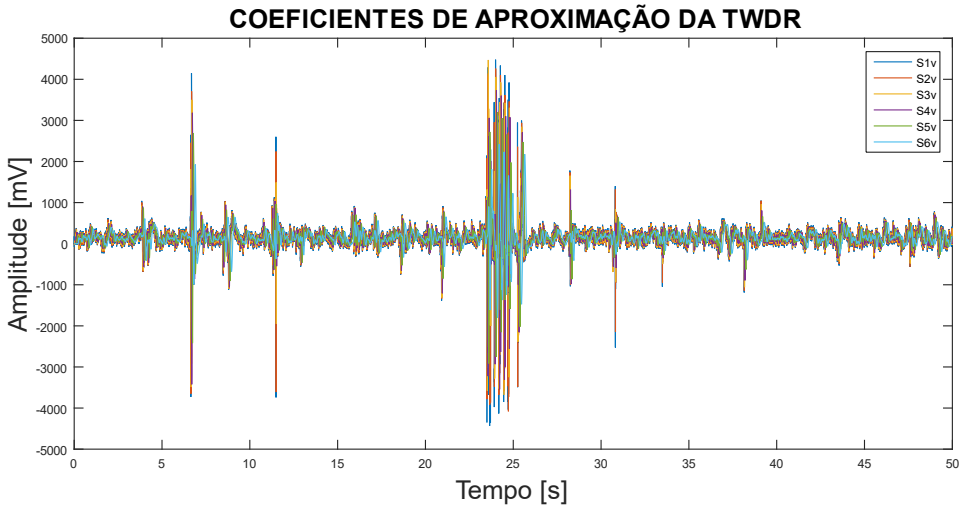


(c)

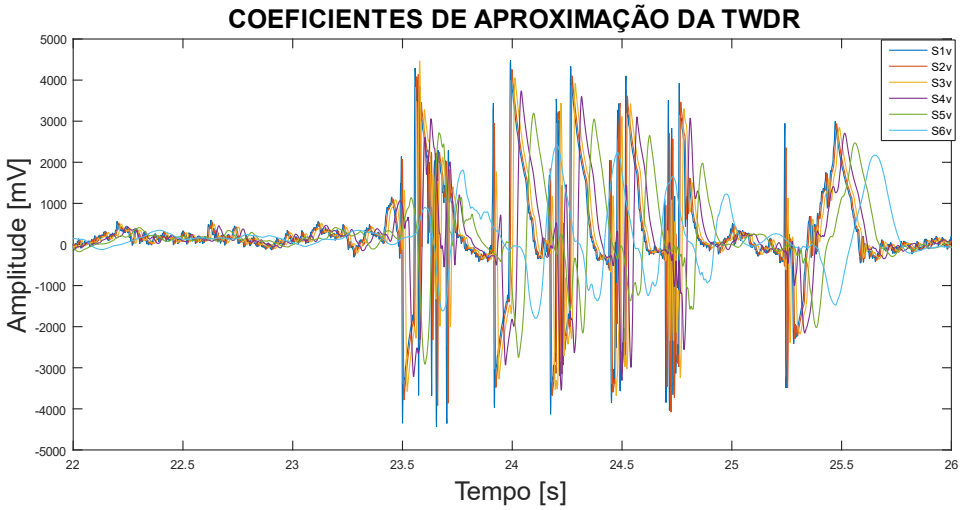
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na Figura 16 é apresentado os coeficientes de aproximação para os seis níveis de resolução pelo processo de filtragem do filtro passa-baixa na qual os ruídos de altas frequências são atenuados do sinal EEG da Figura 15a. Com base nisso, a Figura 16a exibe os coeficientes de aproximação no intervalo de 0 a 50 segundos. Na Figura 16b exibe os coeficientes no intervalo de 22 a 26 segundos com comportamento semelhante ao sinal original, no entanto, é exibido um atraso conforme a escala aumenta, devido ao atraso ser na ordem de 2^j, com *j* indicando o nível de resolução.

Figura 16:Figura 12: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Coeficientes de aproximação e (b)Coeficientes de aproximação no intervalo de 22 a 26s.



(a)

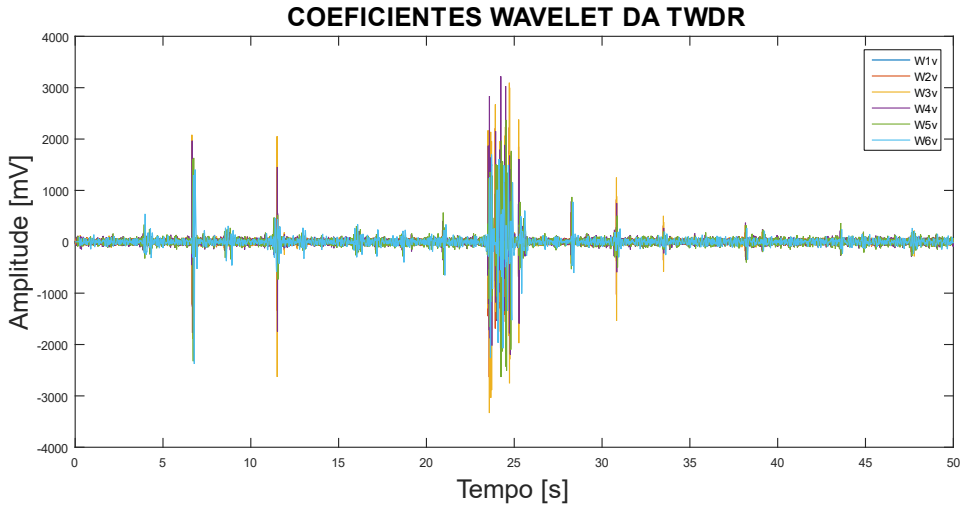


(b)

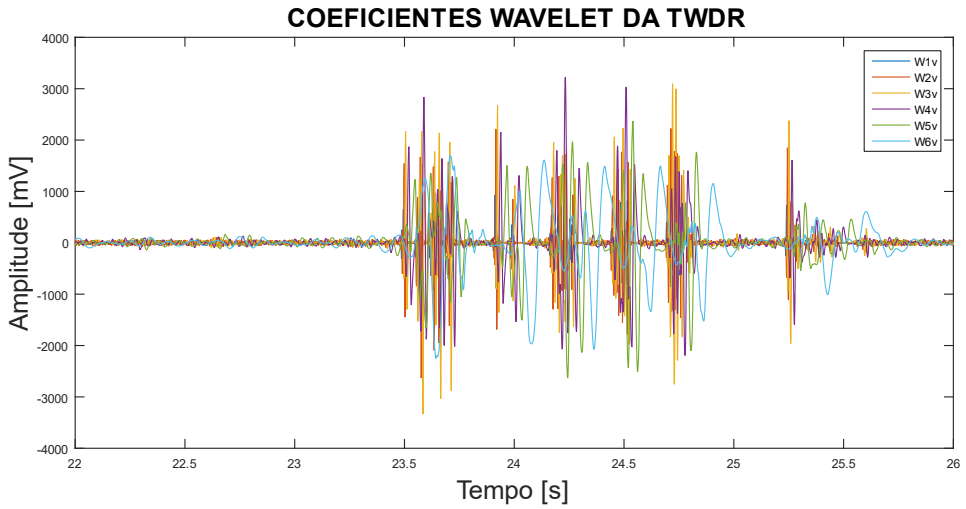
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

A Figura 17a apresenta os coeficientes *wavelet* com as 6 escalas de frequência no intervalo de 0 a 50 segundos. Os coeficientes *wavelet* é resultado da filtragem do sinal EEG da Figura 15a por filtro passa-alta que atenua as baixas frequências de ruído, além disso, é captado as altas variações do sinal EEG. Na Figura 17b observa-se a amplitude dos coeficientes no intervalo de tempo entre 22 a 26 segundos. Desse modo, é visto que a W3v (16,875 – 33,75 Hz) apresenta valor máximo de amplitude em torno de 3000 mV, assim como o W4v (8,4375 – 16,875 Hz) com valor de pico de 3000 mV. Portanto, o sinal EEG sem TDAH exibiu maiores amplitudes dos coeficientes *wavelet* para altas frequências em W3v e W4v.

Figura 17:Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a)Coeficientes wavelet e (b) Coeficientes wavelet no intervalo de 22 a 26s.



(a)

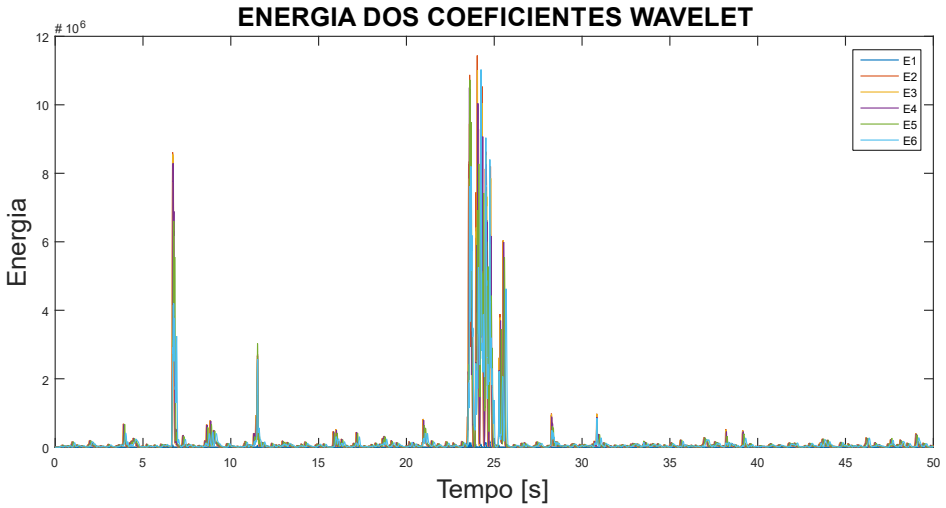


(b)

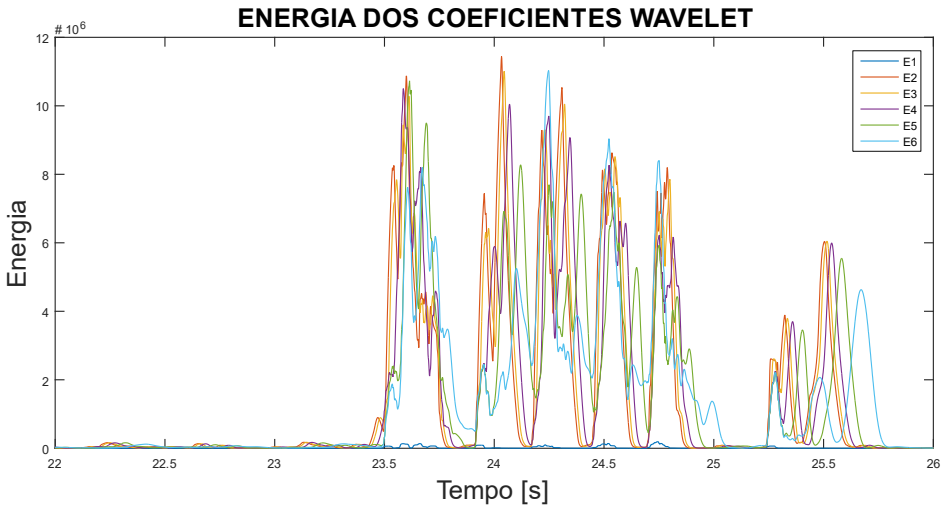
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por fim, na Figura 18a observa-se que as concentrações de energia dos coeficientes *wavelet* do sinal da Figura 17a. Na Figura 18b o intervalo do domínio do tempo foi reduzido para analisar a concentração de energia entre 22 a 26 segundos, devido ao pico de amplitude que ocorre nesse intervalo de tempo, conforme visto na Figura 15b. A maior concentração de energia ocorre nas escalas E2 (W2v) com uma ordem de grandeza de 10^6.

Figura 18: Sinal do eletrodo F7 do conjunto v53p (banco de dados IEEE), sem TDAH: (a) Energia dos coeficientes wavelet e (b) Energia dos coeficientes wavelet no intervalo entre 22 a 26s.



(a)



(b)

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Por fim a energia dos coeficientes *wavelet* Figuras 10b, 14b e 18b não apresentaram variação na ordem de grandeza para a condição com e sem TDAH. Porém, é visto a disparidade entre as amplitudes dos coeficientes *wavelet* entre faixas de frequência para as Figuras 9b e 13b, em torno da W5v e W6v para com TDAH. Contrariamente, a Figura 17b que apresenta o aumento da amplitude dos coeficientes de alta frequência W3v e W4v para condição sem TDAH.

A Tabela 3, exibe as análises do classificador para reconhecimento de sinais sugestivos do TDAH. O conjunto de dados analisados foram de 40 pacientes, sendo 20 indivíduos com TDAH (1 ao 20) e 20 saudáveis (do 21 ao 40). Dentre os 19 eletrodos usados para o registro da atividade cerebral, apenas 7 eletrodos da região frontal foram usados no teste da ferramenta. Assim sendo, o classificador apresentou uma performance com sensibilidade 88,58 % e preditividade positiva de 73,26 % para os eletrodos frontais.

Tabela 3– Tabela com os resultados para detecção das características do sinal, conforme o método proposto

	PICOS WAVELT	FN	FP	TOTAL FALHAS
1	49	23	0	23
2	127	6	0	6
3	20	5	0	5
4	54	6	0	6
5	54	5	0	5
6	59	5	0	5
7	98	6	0	6
8	145	4	0	4
9	97	12	0	12
10	63	3	0	3
11	147	5	0	5
12	38	0	0	0
13	6	0	0	0
14	67	7	0	7
15	66	1	0	1
16	149	0	0	0
17	63	33	0	33
18	199	195	0	195
19	23	19	0	19
20	9	0	0	0
21	19	0	14	14
22	210	0	203	203
23	28	0	23	23
24	32	0	29	29
25	40	0	37	37
26	39	0	38	38
27	42	0	36	36
28	38	0	33	33
29	40	0	38	38

30	98	0	85	85
31	36	0	36	36
32	31	0	29	29
33	30	0	5	5
34	129	0	120	120
35	34	0	31	31
36	43	0	37	37
37	35	0	31	31
38	5	0	5	5
39	53	0	43	43
40	85	0	76	76
TOTAL	2600	335	949	1284

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Os resultados de falso positivo e falso negativo foram expressivos, por conta das variações de amplitude dos coeficientes *wavelet* para cada eletrodo investigado. Foi observado que o aumento da amplitude na banda delta e delta não ocorria apenas nos pacientes com TDAH, mas também no grupo de paciente sem TDAH, além do mais, não foi verificado um comportamento padrão no sinal EEG para o TDAH em crianças, apenas sinais sugestivos de TDAH

O resultado dos parâmetros de desempenho foi satisfatório, no entanto, para um volume de dados pequeno. De modo, que o algoritmo detectar sinais relacionados ao TDAH cum probabilidade de 88,58 %, mas para uma classificação correta de 73,26 % da real presença do TDAH.

No processo de classificação do sinal alguns dados foram desconsiderados por não apresentarem variação significativa. Portanto, o resultado demonstra que o resultado não é de alta eficiência para identificação de sinais relacionados ao TDAH, devido ser uma análise exploratória dos dados e não analisar todas as singularidades do sinal. Portanto, o algoritmo demonstrou um resultado promissor para o pequeno grupo de dados analisados, favorecendo que estudos aprofundados nesta área do conhecimento.

7. CONCLUSÕES

O classificador de sinais sugestivos do Transtorno de Déficit de Atenção/Hiperatividade para crianças na fase escolar foi desenvolvido utilizando coeficientes *wavelet* (W4v, W5v e W6v) da Transformada Wavelet Discreta Redundante obtido do sinal EEG como parâmetro da técnica *threshols*.

As investigações preliminares do sinal do EEG com a ferramenta TWDR não apresentou diferença em relação à ordem de grandeza da energia dos coeficientes *wavelet* em pacientes com TDAH e sem TDAH. Ademais, a amplitude dos coeficientes *wavelet* demonstraram discrepância para as bandas delta e teta, resultando no aumento de valor do W5v e w6V na condição de TDAH, mas em alguns grupos de pacientes sem TDAH essa semelhança também foi observada.

O algoritmo apresentou um desempenho com *Se* = 88,58 % e P^{+} =73,26 % para região frontal do cérebro. Dessa forma, o classificador não apresenta uma probabilidade alta para detecção de sinais relacionado ao transtorno devido ao número pequeno de dados analisados, apenas 40, com 20 pacientes com TDAH e 20 sem TDHA. Além do mais, o sinal EEG não apresenta um comportamento padrão, os artefatos, fisiológicos ou não fisiológicos também influenciam na aquisição do sinal, acrescentando ruídos no sinal registado.

Apesar da dificuldade para identificação de sinais relacionados ao TDAH o resultado se mostrar promissor, mesmo que o trabalho teve o cujo exploratório para análise do sinal relacionados ao TDAH em crianças no período escolar.

7.1 TRABALHOS FUTUROS

- Realizar a análise da TWDR para todas regiões do cérebro (Frontal,Occipital, Parietal, Temporal e Central);
- Classificar o sinal do TDAH em todas as regiões do cérebro (Frontal, Occipital, Parietal, Temporal e Central);

- Elaborar um estudo estatístico sobre qual família Wavelet apresenta melhor aplicabilidade para análise de sinal EEG. Avaliando a Tranformada Wavelet Discreta e a Transformada Wavelet packet.

8. REFERÊNCIAS

ABDA. Associação Brasileira de Déficit de Atenção. O que é o TDAH. Disponível em: <http://www.tdah.org.br/br/sobre-tdah/o-que-e-o-tdah.html>. Acesso em: Dezembro 2022.

ALLAHVERDY, Armin et al. “Detecting ADHD Children using the Attention Continuity as Nonlinear Feature of EEG.” (2016).

ALTURKI, Fahd A. *et al*. EEG Signal Analysis for Diagnosing Neurological Disorders Using Discrete Wavelet Transform and Intelligent Techniques. **Sensors**, [S.L.], v. 20, n. 9, p. 2505, 28 abr. 2020. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/s20092505.

American Psychiatric Association. 2014. Manual diagnóstico e estatístico de transtornos mentais: DSM-5 [Recurso eletrônico]. (5a ed.; M. I. C. Nascimento, Trad.). Porto Alegre, RS: Artmed.

ARRAIS JUNIOR, Ernano. **Sistema de Análise de Sinal Cardíaco para Aplicação em Telecardiologia**. 2016. 157 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

BARBOSA et.al, 2008 Barbosa,A.C.B. (2) Blitzkow, D. Ondaletas : Histórico e Aplicação.(1) Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo – IAG/USP; (2) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – EPUSP – PTR – LTG. Maio, 2008.

BARBOSA et.al, 2008 Barbosa,A.C.B. (2) Blitzkow, D. Ondaletas : Histórico e Aplicação.(1) Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo – IAG/USP; (2) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – EPUSP – PTR – LTG. Maio, 2008.

BIASIUCCI, Andrea *et al*. Electroencephalography. **Current Biology**, [S.L.], v. 29, n. 3, p. R80-R85, fev. 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.cub.2018.11.052.

BRASIL. Ministério da Saúde. Protocolo Clínico e Diretrizes Terapêuticas do Transtorno do Déficit de Atenção com Hiperatividade. Portaria nº 14, de 29 de Julho de 2022.

BURRUS, C. S.; GOPINATH, R. A.; GUO, H. *Introduction to Wavelets and WaveletTransforms: A Primer*. 1. ed. [S.l.]: Prentice Hall, 1997.

CHEN, He *et al*. EEG characteristics of children with attention-deficit/hyperactivity disorder. **Neuroscience**, [S.L.], v. 406, p. 444-456, maio 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroscience.2019.03.048.

CORTÉS, Julián D. P. **Characterization of electroencephalographic signals using discrete wavelet transform as a tool to support the diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder ADHD**: caracterización de señales electroencefalográficas utilizando la transformada wavelet discreta como herramienta para apoyar el diagnóstico del trastorno por déficit de atención e hiperactividad tdah. 2021. 36 f. TCC (Graduação) - Curso de Electrical Engineering, Engineering Faculty - Electrical Engineering Program, Universidad Tecnológica de Pereira, Risaralda, 2021.

COURAS, Hirmina M. et al. Incidência de TDAH em escolares da rede pública municipal de uma cidade do alto sertão Paraibano. Revista Interdisciplinar em Saúde, Cajazeiras, 5 (2): 370-381, abr./jun. 2018, ISSN: 2358-7490.

DUBREUIL-VALL, L. ; RUFFINI, G.; CAMPRODON, JA.; Deep Learning Convolutional Neural Networks Discriminate Adult ADHD From Healthy Individuals on the Basis of Event-Related Spectral EEG. Front Neurosci. 2020 Apr 9;14:251. doi: 10.3389/fnins.2020.00251. PMID: 32327965; PMCID: PMC7160297.

EKHLASI, Ali *et al*. Direction of information flow between brain regions in ADHD and healthy children based on EEG by using directed phase transfer entropy. ***Cognitive Neurodynamics***, [S.L.], v. 15, n. 6, p. 975-986, 8 maio 2021. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s11571-021-09680-3.

FADZAL, C. W. N. F. Che Wan *et al*. Short-time Fourier Transform analysis of EEG signal from writing. ***2012 Ieee 8Th International Colloquium On Signal***

Processing And Its Applications, [S.L.], mar. 2012. IEEE. http://dx.doi.org/10.1109/cspa.2012.6194785.

GIERTUGA, Katarzyna *et al*. Age-Related Changes in Resting-State EEG Activity in Attention Deficit/Hyperactivity Disorder: A Cross-Sectional Study. Front Hum Neurosci. 2017 May 30;11:285. doi: 10.3389/fnhum.2017.00285. PMID: 28620288; PMCID: PMC5451878.

IBRAHIM, Alaa Z. *et al*. ROLE OF ELECTROENCEPHALOGRAME IN DIAGNOSIS OF ATTENTION DEFICIT HYPER ACTIVITY DISORDER. ***Zagazig University Medical Journal***, [S.L.], v. 25, n. 3, p. 439-446, 1 maio 2019. Egypts Presidential Specialized Council for Education and Scientific Research. http://dx.doi.org/10.21608/zumj.2019.30949.

JAHANKHANI, Pari; KODOGIANNIS, Vassilis; REVETT, Kenneth. EEG Signal Classification Using Wavelet Feature Extraction and Neural Networks. ***Ieee John Vincent Atanasoff 2006 International Symposium On Modern Computing (Jva'06)***, [S.L.], p. 1-14, out. 2006. IEEE. http://dx.doi.org/10.1109/jva.2006.17.

KOHLER, B.-U.; HENNIG, C.; ORGLMEISTER, R. The principles of software qrs detection. Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, v. 21, n. 1, p. 42–57, Jan 2002. ISSN 0739-5175.

MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transaction*s on, v. 11, n. 7,p. 674–693, Jul 1989. ISSN 0162-8828.

MARKOVSKA-SIMOSKA, Silvana; POP-JORDANOVA, Nada. Quantitative EEG in Children and Adults With Attention Deficit Hyperactivity Disorder. **Clinical Eeg And Neuroscience**, [S.L.], v. 48, n. 1, p. 20-32, 10 jul. 2016. SAGE Publications. http://dx.doi.org/10.1177/1550059416643824.

MARTINEZ, J. *et al*. A wavelet-based ecg delineator: evaluation on standard databases. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, v. 51, n. 4, p. 570–581, April 2004. ISSN 0018-9294.

MOHAMMADI, Mohammad Reza *et al*. EEG classification of ADHD and normal children using non-linear features and neural network. ***Biomedical Engineering***

Letters, [S.L.], v. 6, n. 2, p. 66-73, maio 2016. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s13534-016-0218-2.

Morsh, Telemediciana. MAUNUAL DE EEG PARA MÉDICOS DO TRABALHO. 2021, 17 páginas.

NASRABADI, Ali M. *et al*. "EEG data for ADHD / Control children"., June 10, 2020*, IEEE Dataport*, doi: https://dx.doi.org/10.21227/rzfh-zn36.

OLIVEIRA, Dagoberto. B. de. et al. Prevalência do transtorno de déficit de atenção e hiperatividade (TDAH) em uma Escola Pública da cidade de Salvador, BA. **Revista de Ciências Médicas e Biológicas**, *[S. l.]*, v. 15, n. 3, p. 354–358, 2016. DOI: 10.9771/cmbio.v15i3.18215. Disponível em: https://periodicos.ufba.br/index.php/cmbio/article/view/18215. Acesso em: 5 dez. 2022.

PEDROSO, L. et al. TRANSTORNO DO DÉFICIT DE ATENÇÃO E HIPERATIVIDADE (TDAH) INCLUSÃO ESCOLAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE URUGUAIANA - RS. **Anais do Salão Internacional de Ensino, Pesquisa e Extensão**, v. 2, n. 14, 23 nov. 2022.

PENG, Peizhen *et al*. Seizure Prediction in EEG Signals Using STFT and Domain Adaptation. ***Frontiers In Neuroscience***, [S.L], 18 jan. 2022. Frontiers Media SA. http://dx.doi.org/10.3389/fnins.2021.825434.

PERCIVAL D. B.; WALDEN, A. T. Wevelet Methods for Time Series Analysis. New York, USA: Cambridge University Press, 2000

RAHMAN, Md. Asadur *et al*. Multiclass EEG signal classification utilizing Rényi min-entropy-based feature selection from wavelet packet transformation. **Brain Informatics**, [S.L.], v. 7, n. 1, 16 jun. 2020. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1186/s40708-020-00108-y.

SANEI, S.; CHAMBERS, J. A. Eeg signal processing. Wiley Online Library, 2007.

SILVA, Aldo V. TRANSFORMADA WAVELETS - ABORDAGEM DE SUA APLICABILIDADE. Revista Científica Semana Acadêmica, v. 01, p. 01, 2014.

SLATER, Jessica *et al*. Can electroencephalography (EEG) identify ADHD subtypes? A systematic review. **Neuroscience & Biobehavioral Reviews**, [S.L.], v. 139, p. 104752, ago. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.neubiorev.2022.

SOPELETE, Mônica C. Métodos de análise em estudos sobre diagnóstico. **Pesquisa na Área Biomédica**: do planejamento à publicação, [S.L.], v. 1, n. 1, p. 203-223, 2005. EDUFU. http://dx.doi.org/10.7476/9788570785237.0009.

TAGHIBEYGLOU, Behrad *et al*. Detection of ADHD cases using CNN and classical classifiers of raw EEG. ***Computer Methods And Programs In Biomedicine Update***, [S.L.], v. 2, p. 100080, 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpbup.2022.100080.

TATUM, William O. et al. The Handbook of EEG Interpretation. New York: Demos Medical Publishing, 2008.

YUAN, Qi *et al*. Epileptic seizure detection based on imbalanced classification and wavelet packet transform. ***Seizure***, [S.L.], v. 50, p. 99-108, ago. 2017. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.seizure.2017.05.018.