

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

**Mateus Camargo Pedrino**

**Análise de estresse em termos de coerência utilizando  
aquisição com processamento em tempo real**

**São Carlos**

**2019**



**Mateus Camargo Pedrino**

**Análise de estresse em termos de coerência utilizando  
aquisição com processamento em tempo real**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica com Ênfase em Eletrônica, da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Dias Maciel

**São Carlos  
2019**

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

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da  
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

C172a Camargo Pedrino, Mateus  
Análise de estresse em termos de coerência  
utilizando aquisição com processamento em tempo real /  
Mateus Camargo Pedrino; orientador Carlos Dias Maciel.  
São Carlos, 2019.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com  
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São  
Carlos da Universidade de São Paulo, 2019.

1. Coerência. 2. EEG. 3. Estresse. I. Título.

# FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Mateus Camargo Pedrino

Título: “Análise de estresse em termos de coerência utilizando aquisição com processamento em tempo real”

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado  
em 29 / 11 / 2019,

com NOTA 10 (dez), pela Comissão Julgadora:

*Prof. Associado Carlos Dias Maciel - Orientador - SEL/EESC/USP*

*Mestre Talysson Manoel de Oliveira Santos - Doutorando - SEL/EESC/USP*

*Mestre Jordão Natal de Oliveira Júnior - Doutorando - SEL/EESC/USP*

Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:



## **AGRADECIMENTOS**

Eu gostaria de agradecer à minha família pelo suporte durante todos os anos de faculdade, aos meus colegas do Laboratório de Processamento de Sinais pela ajuda, ao meu colega de iniciação científica Rafael que complementou o meu trabalho e publicou artigo comigo e, especialmente, ao meu orientador que me ajudou muito em todas as etapas desse trabalho e que sem ele esse trabalho não seria possível.



## RESUMO

Pedrino, M. **Análise de estresse em termos de coerência utilizando aquisição com processamento em tempo real.** 2019. 59p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

O eletroencefalograma é um método utilizado para análise dos sinais cerebrais em determinadas regiões do escalpo ou superfície cerebral, sendo que cada uma dessas regiões possui um tipo diferente de resposta em função da atividade que está sendo realizada. Em particular, nesse trabalho serão exploradas as regiões mais sensíveis ao estresse. Para aquisição dos sinais, utilizou-se o *hardware* da OpenBCI e foi desenvolvida uma interface gráfica com filtragem em tempo real para visualização e exportação dos dados. Para estímulo ao estresse, utilizou-se os testes de Montreal e Stroop sendo que os sinais obtidos foram avaliados e comparados em função da densidade espectral de potência e conectividade por função de magnitude quadrática da coerência (MSC). Toda a implementação da aquisição e da análise foi feita utilizando a linguagem *Python*. Resultados como aumento da potência e MSC na banda theta, redução da MSC na banda alfa e aumento da potência e MSC na banda beta foram observados durante a realização das tarefas estressoras. O trabalho final foi publicado no IILAWCN (*Latin America Workshop on Computational Neuroscience*).

**Palavras-chave:** EEG, coerência, estresse.



## ABSTRACT

Pedrino, M. **Coherence stress analysis with real real-time acquisition and processing**. 2019. 59p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

Electroencephalogram (EEG) is a widely used method for brain signal analysis in specific brain regions. Each one of these regions has a different response in function of the activity that is being performed. Specifically, in this work, regions that are more sensitive to stress will be explored. A software was developed to acquire, filter, export and plot signals from OpenBCI EEG acquisition hardware. Montreal and Stroop tasks were used to stimulate stress during the EEG session. Signals obtained with the developed software and stressor applications were evaluated and compared in terms of power spectrum density and connectivity estimated with magnitude stress coherence (MSC). All the signal acquisition and analysis software implementation were made using Python. Results such as theta and beta band MSC and power spectrum increase, and alpha band MSC decrease were observed during the execution of stressor tasks. At the end of this work, it was published at IILAWCN (II Latin America Workshop on Computational Neuroscience).

**Keywords:** EEG. coherence, stress.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Resumo do método de Welch para estimação espectral. . . . .	23
Figura 2 – Principais regiões do cérebro. . . . .	27
Figura 3 – Sistema de posicionamento de eletrodos 10-20. . . . .	29
Figura 4 – Capacete Ultracortex “Mark IV” utilizado para aquisição dos dados. . .	31
Figura 5 – <i>Hardware</i> para aquisição dos dados do capacete. . . . .	32
Figura 6 – Algoritmo simplificado do programa implementado para aquisição, ex- portação e pré-processamento em tempo real dos dados do capacete. . .	34
Figura 7 – Esquema de ligação para aquisição de sinais cardíacos e validação da interface desenvolvida. . . . .	34
Figura 8 – Diferentes níveis de dificuldade do aplicativo do teste de Montreal desenvolvido no laboratório. . . . .	37
Figura 9 – Respostas possíveis do aplicativo do teste de Montreal desenvolvido em laboratório. . . . .	37
Figura 10 – Exemplo de palavras e cores com teste de Stroop. . . . .	37
Figura 11 – Registro de funcionamento da interface com oito canais do capacete ativos. . . . .	41
Figura 12 – Sinais cardíacos obtidos com a interface desenvolvida e da OpenBCI. .	42
Figura 13 – Espectros de potência estimados pelo método de Welch para três dife- rentes valores de SNR. . . . .	43
Figura 14 – Espectros de potência estimados pelo método de periodograma conven- cional para três diferentes valores de SNR. . . . .	43
Figura 15 – Sinais senoidais (no tempo e frequência) corrompidos pela inserção de diferentes números de picos com amplitudes distintas . . . . .	44
Figura 16 – Sinais temporais e MSC de cada par de sinais. Em (1) há duas senoides de frequência $20Hz$ , mesma fase, uma com amplitude de $10V$ e outra com amplitude quatro vezes maior. Em (2) há duas senoides de mesma frequência ( $20Hz$ ) e amplitude ( $10V$ ) defasadas $60^\circ$ . Em (3) há duas senoides de mesma amplitude e fase, uma com frequência de $20Hz$ e outra com frequência de $30Hz$ . (4) trata de uma senoide de $20Hz$ com amplitude de $10V$ e outra senoide que é a soma de duas senoides de amplitude $10V$ , uma com frequência de $20Hz$ e outra com frequência de $30Hz$ . . . . .	45
Figura 17 – Efeito das piscadas nos intervalos selecionados do EEG coletado e análise do espectro de potência no caso de atividade regular. . . . .	47

Figura 18 – Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando tarefas normais (sem estresse), sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts. . . . .	48
Figura 19 – Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando a tarefa de Stroop, sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts. . . . .	48
Figura 20 – Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando a tarefa de Montreal, sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts. . . . .	49
Figura 21 – Potência média média nas bandas theta, alfa e beta para atividade regular, Montreal e Stroop. . . . .	49
Figura 22 – Razão entre a MSC média dos sinais durante a tarefa de Stroop e sinais durante atividade normal. . . . .	50
Figura 23 – Razão entre a MSC média dos sinais durante a tarefa de Montreal e sinais durante atividade normal. . . . .	50

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Bandas dos sinais cerebrais. . . . .	27
Tabela 2 – Bandas dos sinais cerebrais, atividades relacionadas e localizações de maior intensidade. . . . .	28
Tabela 3 – Convenção de nomenclaturas do sistemas 10-20. . . . .	29
Tabela 4 – Posições dos eletrodos e relação com os canais de aquisição. . . . .	38



## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
2	TEORIA	21
2.1	Densidade espectral de potência	21
2.2	Filtro FIR	24
2.3	Coerência	25
2.4	Eletroencefalograma	26
3	MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1	<i>Hardware</i> de aquisição	31
3.2	Aquisição com pré-processamento em tempo real	32
3.3	Simulações	35
3.4	Estressores	36
4	RESULTADOS	41
4.1	Resultados da interface de aquisição	41
4.2	Discussão da interface de aquisição	42
4.3	Resultados das simulações	42
4.4	Discussão das simulações	45
4.5	Resultados dos estressores	46
4.6	Discussão dos estressores	50
5	CONCLUSÃO	53
	Referências	55



## 1 INTRODUÇÃO

O estresse está amplamente presente no cotidiano do ser humano, sendo que o mesmo pode estar associado tanto à saúde mental quanto à saúde física (Seo and Lee, 2010). Não há um consenso acerca da definição do estresse, entretanto, sabe-se que o mesmo está relacionado à reação fisiológica a um ambiente que provoque no indivíduo uma sensação de ameaça ou desafio (Hou et al., 2015).

Sabe-se, também, que apesar do estresse estar relacionado a emoções negativas que podem levar, inclusive, à depressão, este, caso seja moderado, também contribui para foco e estado de alerta, sendo, portanto, uma maneira de um indivíduo aumentar a sua performance em situações onde esses atributos são desejáveis, por exemplo em apresentações na escola ou no trabalho (Hou et al., 2015).

Tendo em vista que o estresse pode causar efeitos tanto positivos quanto negativos, o mesmo é dividido por alguns pesquisadores em duas classes, o eustresse e o distresse. O eustresse é o estresse positivo, aquele que está relacionado à alegria ou situações onde a manifestação do estresse é benéfica para o organismo. Já o distresse é aquele que provoca uma sensação ruim, por exemplo, após uma carga excessiva de trabalho (Costin et al., 2012).

O estado emocional ou atividades mentais de uma pessoa pode ser reconhecido através de seus sinais cerebrais. Uma técnica bem consolidada capaz de detectar uma rica quantidade de informações acerca da atividade cerebral é o eletroencefalograma (EEG), sendo que há vários estudos comprovando a relação entre estados psicológicos e sinais obtidos através de EEG (Musha et al., 1997). O EEG tem sido empregado frequentemente para monitorar padrões de ativação cerebral e o fluxo de sinais cerebrais entre regiões distintas do cérebro (Scheuler et al., 1990).

O EEG pode ser resumidamente explicado como a atividade conjunta de um número muito grande de neurônios (Berger, 1929), sendo que essa atividade pode ser registrada a partir de eletrodos posicionados no escalpo ou mesmo eletrodos implantados em regiões específicas da superfície do cérebro (Xu et al., 1999). Em geral, é adotado que as atividades cerebrais de maior intensidade estão associadas à processamento cognitivo ou atividades emocionais (Giannakakis et al., 2015).

Identificar alteração nos sinais de EEG tem facilitado a compreensão acerca do comportamento e emoções nos indivíduos (Han et al., 2012). Para que a resposta cerebral a uma determinada atividade ou estímulo possa ser capturada é necessário que os eletrodos sejam posicionados em regiões que respondem de maneira expressiva ao estímulo que se está aplicando, uma vez que diferentes regiões do cérebro produzem sinais com diferentes

características (Bhavsar et al., 2018).

Com relação ao posicionamento dos eletrodos no escalpo, comprovou-se que a atividade cerebral está linearmente correlacionada com distância entre os eletrodos no escalpo, isso significa que aumentando-se a distância entre eletrodos a correlação entre os sinais capturados por estes é reduzida. Outra característica que se tem a respeito do posicionamento dos eletrodos é que na prática para análise de correlação entre os sinais cerebrais não importa em qual hemisfério os eletrodos estão posicionados (Bhavsar et al., 2018).

Uma análise que é empregada para inferir a respeito da dinâmica dos sinais de EEG é o espectrograma ou densidade espectral de potência, sendo que o estudo da potência nos sinais de EEG está relacionado com vários aspectos de psicopatologia (Smit et al., 2005). Além disso, o método de estimação do espectrograma a partir da transformada rápida de Fourier (FFT) juntamente à abordagem de Welch provocou taxas de acerto superiores à 98% em problemas de classificação de sinais de EEG de manifestações de crises epiléticas (Polat and Güneş, 2007). Além das medidas de potência ou amplitude para inferir acerca do comportamento do sinal de EEG, são utilizadas medidas de conectividade, como coerência, atraso de fase e modelos dinâmicos não lineares de complexidade de rede (Thatcher et al., 2005).

Tem sido de grande interesse a investigação da maneira como diferentes regiões do cérebro interagem e a maneira como essa interação se comporta durante a execução de tarefas específicas e manifestação de patologias clínicas (Beaumont, 1983), para isso é necessária uma análise de correlação cruzada entre os pares de eletrodos distribuídos pelo escalpo para a gravação do EEG (Shaw, 1984). Um alto valor de correlação entre os sinais obtidos pelos eletrodos indica uma atividade similar ou de sincronia entre as regiões do cérebro nas quais os sinais foram obtidos e um baixo valor de correlação indica uma relativa independência entre as regiões (Bhavsar et al., 2018).

O comportamento dos sinais cerebrais durante uma tarefa que estimula o estresse, tanto em termos de espectro de potência quanto em termos de conectividade, pode ser explorado utilizando algum mecanismo estressor com eficiência já conhecida. Dois estressores amplamente empregados são as tarefas de Montreal (Dedovic et al., 2005) e Stroop (Stroop, 1935).

O teste de Montreal (Dedovic et al., 2005) consiste em estimular o estresse moderado através de uma série de operações aritméticas que o paciente deve responder em tempo estipulado, sendo que essas operações aumentam o grau de dificuldade gradualmente.

O teste de Stroop (Stroop, 1935) consiste em apresentar palavras com nomes e cores conflitantes e solicitar que o paciente diga qual a cor da palavra que apareceu. Por exemplo, se aparecer a palavra laranja pintada de azul a resposta correta seria azul. O

objetivo desse experimento é demonstrar que durante sua realização surge um confronto cognitivo devido ao fato da leitura da palavra ocorrer mais rapidamente que a leitura da cor em si (Schack et al., 1999).

Esse trabalho tem como objetivo o estudo da coerência e espectro de potência dos sinais de EEG capturados por uma interface desenvolvida em laboratório durante a realização de tarefas de estresse: testes de Montreal (Dedovic et al., 2005) e Stroop (Stroop, 1935). O estudo da coerência e do espectro de potência será feito comparando os sinais coletados de um indivíduo em situação de estresse através dos métodos propostos em relação à uma sessão de EEG com mesmo indivíduo realizando tarefas que não envolvem estresse.

Para que o estudo da coerência e do espectro de potência dos sinais de EEG ocorra, é necessário o desenvolvimento de uma interface de aquisição de sinais de EEG com filtragem em tempo real que selecione somente a banda útil para análise de EEG e reduza ao máximo os ruídos. Essa interface deve permitir a visualização em tempo real dos sinais filtrados no tempo e gerar um arquivo *.txt* contendo a leitura dos eletrodos durante todo o experimento. É importante ressaltar que a etapa de pré-processamento demanda grande tempo de desenvolvimento e é de suma importância para que o processamento em si faça sentido.



## 2 TEORIA

Nesta seção, serão explorados alguns dos conceitos associados a aquisição e análise dos sinais de EEG, em particular, com a interface desenvolvida.

Para isso, é necessário entender como as bandas de frequência são distribuídas no EEG, quais regiões do cérebro serão exploradas para monitorar as atividades de interesse. Também devem ser detalhados os métodos de como analisar os resultados a partir da densidade espectral de potência e conectividade por função de coerência levando em consideração as bandas de EEG.

Com relação à plataforma de aquisição, como foi utilizada filtragem FIR em tempo real, esse mecanismo de filtragem também deve ser explorado.

### 2.1 Densidade espectral de potência

O espectro de potência ou densidade espectral de potência é um método de análise utilizado para verificar a potência presente em cada componente de frequência de um sinal. Para as abordagens que serão feitas a seguir  $i$  será considerado o número complexo  $i = \sqrt{-1}$ .

A função de autocorrelação é uma medida capaz de fornecer o grau de influência de uma variável aleatória nas amostras vizinhas. Se  $x(t)$  for um sinal de potência determinística, a função de autocorrelação ( $R_X(\tau)$ ) será definida (Casella and Berger, 2002) pela Eq. (2.1).

$$R_X(\tau) = \lim_{t_0 \rightarrow \infty} \frac{1}{t_0} \int_{-\frac{t_0}{2}}^{\frac{t_0}{2}} x(t + \tau)x(t)dt \quad (2.1)$$

A densidade espectral de potência é definida como a transformada de Fourier da função de autocorrelação do sinal  $x(t)$  (Oppenheim, 1999), sendo, portanto, dada pela Eq. (2.2).

$$\mathcal{F}\{R_X(\tau)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} R_X(\tau)e^{-i2\pi f\tau}d\tau \quad (2.2)$$

Para sinais discretos no tempo ( $x(n)$ ), a função de autocorrelação discreta ( $\phi_x(m)$ ) pode ser expressa a partir da Eq. (2.3) (Rabiner, 1977).

$$\phi_X(m) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N + 1} \sum_{n=-N}^N x(n)x(n + m) \quad (2.3)$$

Assim, para sinais discretos, pode-se utilizar implementações computacionais da transformada de Fourier, como transformada discreta de Fourier (DFT) e transformada rápida de Fourier (FFT) para computar o espectro de potência.

Em particular a estimação do espectro de potência para sinais discretos utilizando-se a DFT foi explorada por Welch. Esse método consiste em dividir o sinal  $X(j)$  com  $j = 0, \dots, N - 1$  (estacionário e sequência estocástica de segunda ordem) em janelas de tamanho  $L$  ( $W(j)$  com  $j = 0, \dots, L - 1$ ) e computar a DFT de cada janela, que originará uma sequência de DFTs conforme expresso na Eq (2.4) (Welch, 1967a).

$$A_k(n) = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} X_k(j)W(j)e^{\frac{2kijn}{L}} \quad (2.4)$$

Como são originadas  $K$  sequências de DFTs, deve-se gerar  $K$  periodogramas modificados (Welch, 1967a) a partir da Eq. (2.5).

$$I_k(f_n) = \frac{L^2}{\sum_{j=0}^{L-1} W^2(j)} |A_k(n)|^2 \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (2.5)$$

Sendo que  $f_n$  é dado por :

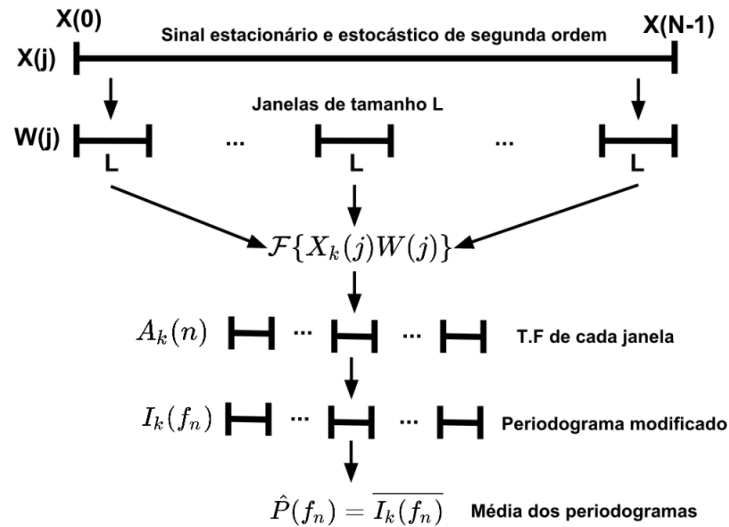
$$f_n = \frac{n}{L} \quad n = 0, \dots, \frac{L}{2} \quad (2.6)$$

Finalmente, para estimação do espectro de potência deve-se calcular a média dos  $K$  periodogramas, o que fornece o estimador de espectro de potência de Welch ( $\hat{P}(f_n)$ ):

$$\hat{P}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I_k(f_n) \quad (2.7)$$

Em suma, todo o processo descrito anteriormente pode ser resumido na Figura 1.

Figura 1: Resumo do método de Welch para estimação espectral.



Fonte: o autor

São comuns duas escolhas para janelas  $W(j)$ , uma delas com tamanho  $1 - t^2$  e outra com tamanho  $1 - |t|$ , ambas satisfazendo  $-1 \leq t \leq 1$ . A escolha da primeira gerará janelas semelhantes à janela de hanning e a segunda fornecerá a janela espectral de Parzen (Welch, 1967a).

A utilização do método de Welch pode ser estendida facilmente para cálculo de espectro cruzado entre sinais, que é uma análise de correlação cruzada entre sinais estacionários e estocásticos de segunda ordem no domínio da frequência. Para o espectro cruzado, cada sinal ( $X(j)$  e  $Y(j)$ ) é dividido em janelas de tamanho L, a diferença é que são calculados os periodogramas modificados para cada par de segmento. Ao final, faz-se a média dos periodogramas para determinar o estimador de espectro cruzado de Welch ( $\hat{P}_{XY}(f_n)$ ) (Welch, 1967a).

Uma implementação do método de Welch com menor custo computacional também é proposta pelo autor utilizando-se FFT ao invés da DFT (Welch, 1967b).

Um atributo frequentemente desejável para aplicações de processamento de sinais é a redução de ruído. O método de Welch apresenta melhor performance em relação ao ruído se comparado ao periodograma tradicional e método de Bartlett, apesar de fornecer menor resolução espectral. Todavia, como a questão do ruído geralmente tem maior peso na escolha do método de processamento a ser utilizado, o método de Welch acaba sendo de bom desempenho e ainda é amplamente utilizado (Oppenheim, 1999).

Em termos de EEG, frequentemente se deseja estimar a potência nas bandas que constituem os sinais cerebrais. Uma vez que se tem estimado a densidade espectral de potência do sinal de EEG ( $S_{XX}(f) = \hat{P}(f_n)$ ) pelo método de Welch, para achar a potência

média contida em uma banda delimitada por  $f_1$  e  $f_2$  basta integrar o espectro do sinal nesse intervalo (Stoica and Moses, 2005), ou seja:

$$P(f_1, f_2) = \int_{f_1}^{f_2} S_{XX}(f)df \quad (2.8)$$

## 2.2 Filtro FIR

Artefatos no contexto de EEG são todos os elementos presentes no sinal coletado que não correspondem ao que foi emitido pelo cérebro, em outras palavras, é um tipo de ruído (Gevins, 1984).

Entre os fatores que podem adicionar artefatos ao sinal de EEG é o amplificador no *hardware* de aquisição, caso o mesmo não possua filtragem (Teplan et al., 2002). O amplificador pode gerar níveis DC elevados ou mesmo os sinais podem sofrer interferência da rede elétrica, mesmo que a referência dos eletrodos seja separada da referência do amplificador (Ferree et al., 2001).

Então, uma vez que as bandas úteis de EEG estão compreendidas entre 0Hz (nível DC) e 60Hz (frequência da rede elétrica no Brasil), é possível sintetizar um filtro digital passa-banda cujas frequências de corte baixa e alta ( $f_L$  e  $f_H$ , respectivamente) sejam tais que:

$$0Hz < f_L < f_H < 60Hz \quad (2.9)$$

O filtro de resposta finita ao impulso (filtro FIR) recebe este nome pois a saída do mesmo é composta por uma soma finita de impulsos deslocados ao longo da amostra, sendo que estes impulsos são ponderados por pesos que determinam o comportamento da filtragem (Oppenheim, 1999). Se  $x(n)$  é a amostra a ser filtrada e  $w_i$  são os pesos do filtro, a resposta do filtro FIR de ordem  $N$  pode ser expressa matematicamente por (2.10), sendo que os coeficientes  $w_0$  e  $w_{N-1}$  devem ser não nulos (Oppenheim, 1999).

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i x(n-i) = w_0 x(n) + w_1 x(n-1) + \dots + w_{N-1} x(n-N+1) \quad (2.10)$$

Os filtros FIR possuem a vantagem de não possuírem realimentação, isso elimina os problemas de instabilidade e garante que os erros de arredondamento não sejam agravados por iterações consecutivas (Taylor, 2011). Também é possível sintetizar filtros FIR de modo que os mesmos possuam fase linear, o que é desejável para aplicações em comunicação,

voz, entre outras, sendo que para garantir fase linear basta que os coeficientes do filtro sejam simétricos, conforme (2.11) (Oppenheim, 1999).

$$w_i = w_{N-1-i} \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.11)$$

Para síntese dos filtros FIR, utiliza-se um truncamento da resposta ao impulso e a escolha de uma janela de resposta adequada para aplicação (Oppenheim, 1999). Todavia, nos *softwares* mais comuns para aplicação de processamento digital de sinais, o projeto dos filtros já está implementado e é possível lidar com esse processo apenas informando o tipo de janela que se deseja e as frequências de corte do filtro. Essa será a abordagem adotada para filtragem passa-banda dos sinais de EEG com utilização de filtros FIR.

## 2.3 Coerência

O dicionário padrão do IEEE (1984) define coerência de maneira física como a correlação entre campos eletromagnéticos que são separados no espaço, no tempo ou ambos, sendo que dois sinais aleatórios e estacionários no sentido amplo são coerentes se há uma relação fixa de fase entre pontos em suas ondas eletromagnéticas (Marple and Marino, 2004).

A coerência também pode ser encarada como uma medida de linearidade entre dois sinais (Carter and Knapp, 1975). Este tipo de função possui diferentes aplicações, sendo que algumas delas são identificação de sistemas, medições de razão entre sinal e ruído (SNR) e determinação de atraso de tempo (Carter, 1987).

Matematicamente, a função de coerência ou coerência complexa entre dois sinais aleatórios e estacionários no sentido amplo pode ser expressa por (2.12), sendo que  $\gamma_{xy}(f)$  é a coerência entre os sinais  $x$  e  $y$  para uma dada frequência,  $G_{xy}(f)$  é o espectro cruzado,  $G_{xx}(f)$  e  $G_{yy}(f)$  são as densidades espectrais de potência dos sinais  $x$  e  $y$ , respectivamente, para uma dada uma frequência (Jenkins and Watts, 1998).

$$\gamma_{xy}(f) = \frac{G_{xy}(f)}{\sqrt{G_{xx}(f)G_{yy}(f)}} \quad (2.12)$$

A coerência complexa também pode ser utilizada para retornar um valor normalizado a partir da coerência de magnitude quadrada (MSC), a qual é definida (Carter, 1987) a partir de (2.13).

$$C_{xy}(f) = |\gamma_{xy}(f)|^2 \quad (2.13)$$

Sendo que a MSC uma retorna um valor normalizado de forma que (Carter and Knapp, 1975) :

$$0 \leq C_{xy}(f) \leq 1 \quad (2.14)$$

É importante notar que a MSC permanece unitária em duas situações principais, quando os sinais são representados por um único conjunto de amostras (o que não possui sentido físico) e quando não há variação entre os dois sinais ao longo do tempo para uma dada componente de frequência (Guevara and Corsi-Cabrera, 1996). Tanto potência quanto fase são capazes de alterar o valor da MSC.

Para estimação da MSC, hoje em dia existem duas abordagens principais, a não paramétrica e a paramétrica. A não paramétrica inclui, entre os métodos mais populares, a utilização do periodograma modificado de Welch, o método da resposta sem distorção com mínima variância e o método de análise por correlação canônica. Já o método paramétrico inclui principalmente o modelo autorregressivo de média móvel (ARMA). Em geral, são utilizados métodos não paramétricos devido à simplicidade de implementação e uma performance moderadamente suficiente (Zheng et al., 2008).

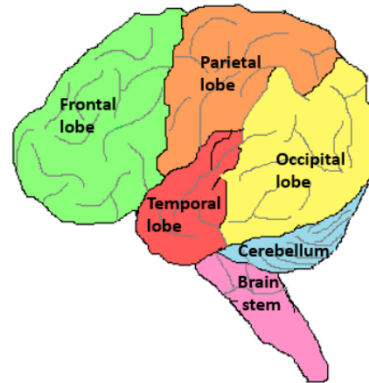
A MSC pode ser empregada para análise de sinais de EEG, sendo que essa análise fornece um estudo de acoplamento entre regiões do cérebro e uma medida de covariância entre os sinais gravados pelos eletrodos como uma função de frequência (Marosi et al., 1992). Em termos de EEG, um alto valor de coerência pode ser encarado como uma conexão funcional e estrutural entre regiões do córtex cujos sinais foram adquiridos através de eletrodos posicionados nas mesmas (Fein et al., 1988).

## 2.4 Eletroencefalograma

O eletroencefalograma (EEG) é uma técnica de imagem médica utilizada para capturar a atividade elétrica do escalpo através de eletrodos posicionados em regiões de interesse (Teplan et al., 2002). Quando neurônios são ativados fluxos de corrente são produzidos, sendo que o EEG mede esse fluxo que é produzido durante as excitações sinápticas dos dendritos de neurônios piramidais do córtex cerebral (Teplan et al., 2002).

Esses fluxos de corrente ou simplesmente sinais cerebrais são gerados através do mecanismo de bomba de sódio e potássio que ocorre no interior dos neurônios (Kirschstein and Köhling, 2009). A corrente elétrica do cérebro é constituída, em sua maioria, por íons  $Na^+$ ,  $K^+$ ,  $Ca^{++}$  e  $Cl^-$  (Atwood and MacKay, 1989), sendo que é necessário uma quantidade muito grande de neurônios na região em que o eletrodo é posicionado para que o mesmo seja capaz de capturar algum tipo de sinal (Teplan et al., 2002). Pelo fato do sinal produzido pelo desbalanceamento de concentração envolvendo os íons previamente citados

Figura 2: Principais regiões do cérebro.



Fonte: (Munian et al., 2014)

ser muito fraco, são utilizados amplificadores no equipamento de EEG que possibilitam o sinal ser capturado (Tyner et al., 1989).

O córtex cerebral é composto por quatro lóbulos principais: frontal, parietal, temporal e occipital, sendo que cada uma dessas regiões está associada a diferentes tipos de atividades (Teplan et al., 2002). O lóbulo frontal está associado a movimento, concentração, humor, resolução de problemas e memória. O lóbulo parietal está associado a sensações, percepção, atenção, consciência corporal. O lóbulo temporal está associado à percepção de sons e compreensão de falas. Por fim, o lóbulo occipital está associado ao processamento de informações visuais (Atwood and MacKay, 1989).

Além do córtex cerebral e algumas estruturas subcorticais o cérebro é composto também pelo cerebelo e pelo tronco encefálico (Teplan et al., 2002). O cerebelo coordena movimentos musculares e equilíbrio e o tronco encefálico coordena respiração, regulação cardíaca, secreção de hormônios, entre outros (Atwood and MacKay, 1989). Essas regiões podem ser visualizadas na Figura 2.

As ondas cerebrais possuem componentes em diversas frequências, sendo que as bandas mais comuns são a delta, theta, alfa, beta e gama (Hammond, 2011). As frequências que compõe essas bandas podem visualizadas na tabela 1 (Hammond, 2011).

Tabela 1: Bandas dos sinais cerebrais.

Banda	Frequências [Hz]
Delta ( $\Delta$ )	0.5-3.5
Theta ( $\theta$ )	4-8
Alfa ( $\alpha$ )	8-12
Beta ( $\beta$ )	13-30
Gama ( $\gamma$ )	>30

Fonte: o autor

As ondas delta estão associadas ao ritmo de sono profundo ou doenças que provocam falta de consciência (como o coma) e em geral possuem amplitudes elevadas (Feinberg et al., 1988). De acordo com registros de EEG de pacientes em sono profundo, as ondas theta predominam com maiores potências no lóbulo frontal (Zeitlhofer et al., 1993).

As ondas theta estão condicionadas a atividades que em geral envolvem atenção, tarefas repetitivas, estresse e alerta (Schacter, 1977). As ondas theta podem também ser adquiridas no lóbulo frontal (Sasaki et al., 1996).

Ondas alfa tem um aumento expressivo de potência durante tarefas que envolvem relaxamento acordado (Schürmann and Başar, 2001). Este ritmo de ondas cerebrais pode ser capturado nos lóbulos parietal e occipital (Başar et al., 1997).

Ondas beta são dominantes durante estado normal quando o indivíduo está acordado (Teplan et al., 2002), e esse ritmo também está associado com atenção, percepção e cognição (Rangaswamy et al., 2002). As ondas beta podem ser capturadas através de eletrodos posicionados nas regiões frontal e central do escalpo (Barlow, 2007).

Por fim, ondas de ritmo gama estão associadas ao estado de consciência, informações sensoriais e armazenamento de memórias imediatas (Penttonen et al., 1998). Este tipo de ritmo cerebral é perceptível principalmente no hipocampo e no córtex entorrinal, que é localizado no lóbulo temporal (Penttonen et al., 1998).

A compilação das informações anteriormente descritas foi reunida na tabela 2 de forma a facilitar a visualização ampla das atividades que estão relacionadas e localizações de cada ritmo cerebral.

Tabela 2: Bandas dos sinais cerebrais, atividades relacionadas e localizações de maior intensidade.

Banda	Atividades relacionadas	Regiões de maior intensidade
$\Delta$	Sono profundo ou falta de consciência	Lóbulo frontal
$\theta$	Atenção, tarefas repetitivas, estresse e estado de alerta	Lóbulo frontal
$\alpha$	Relaxamento acordado	Lóbulos parietal e occipital
$\beta$	Estado normal acordado, cognição, percepção	Regiões frontal e central do escalpo
$\gamma$	Consciência, informações sensoriais	Hipocampo e córtex entorrinal

Fonte: o autor

Os sinais que são capturados pelo EEG são afetados de diferentes formas por sinais indesejáveis. Algumas fontes de sinais indesejáveis são movimentos oculares, respiração e batimentos cardíacos (Britton et al., 2016), sendo que devem ser selecionados métodos

para que seja possível lidar com esses artefatos e realizar uma análise o mais fielmente possível baseada em sinais cerebrais puros.

Outro fator que deve ser levado em consideração é que os sinais de EEG podem ser assumido fracamente estacionários, sendo que sua estacionariedade aumenta conforme menor for o tamanho a série temporal (Blanco et al., 1995). Este fato deve ser suficiente para aplicação de alguns métodos de processamento não paramétricos, como método de Welch para estimação espectral.

Por fim, para realização do EEG, devem ser escolhidas as regiões onde serão posicionados os eletrodos com base na convenção do sistema de eletrodos 10-20 (Jasper, 1958). Esse tipo de convenção leva em consideração, entre outros fatores, que as localizações devem ser proporcionais ao tamanho e formato do crânio e a disposição do eletrodo não deve ser considerada através do número de eletrodos utilizados mas sim através do número de regiões que a disposição dos eletrodos cobre (Jasper, 1958).

A convenção do sistema 10-20 também adota as seguintes regras para as nomenclaturas:

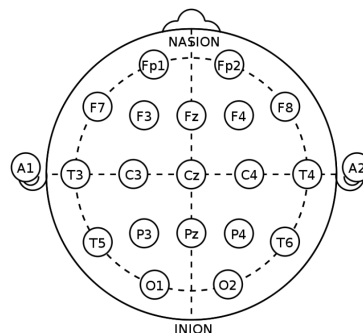
Tabela 3: Convenção de nomenclaturas do sistemas 10-20.

Nomenclatura	Região
Fp	frontal polar
F	frontal
T	temporal
C	central
P	parietal
O	ocipital

Fonte: (Jasper, 1958)

O sistema 10-20 pode ser visto de maneira abrangente na Figura 3.

Figura 3: Sistema de posicionamento de eletrodos 10-20.



Fonte: (Wikipedia, 2019)



### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

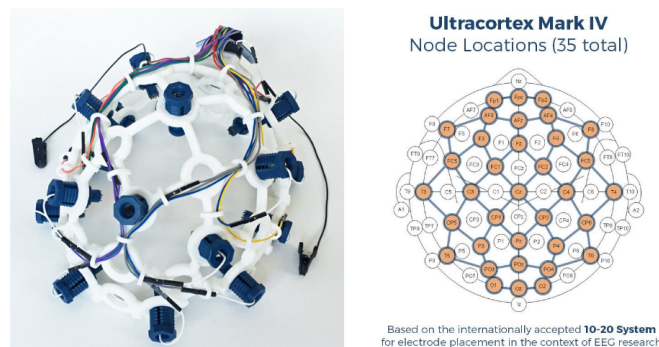
Essa seção irá descrever os equipamentos de aquisição utilizados para as sessões de EEG e os métodos empregados para desenvolver os aplicativos estressores e *softwares* de aquisição e análise dos sinais coletados.

#### 3.1 Hardware de aquisição

Para aquisição dos dados, foi utilizada uma interface computador cérebro (BCI) da OpenBCI que constitui em um capacete com eletrodos fixos comunicando sem fio com um módulo receptor USB.

O capacete é do modelo Ultracortex “Mark IV” (Figura 4). Este capacete acompanha oito eletrodos que podem ser posicionados conforme o sistema 10-20 (Figura 3) e dois eletrodos de referência com garra que podem ser fixados às duas orelhas.

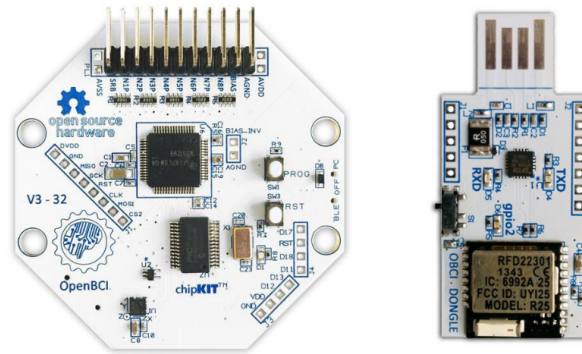
Figura 4: Capacete Ultracortex “Mark IV” utilizado para aquisição dos dados.



Fonte : (OpenBCI, 2019)

O *hardware* de aquisição acoplado ao capacete é o Cyton Biosensing Board de oito canais (Figura 5). Esta placa é compatível com arduino, possibilita aquisição de até oito canais, possui processador de 32 bits e um núcleo com PIC32MX250F128B para fornecer memória local e um rápido processamento (OpenBCI, 2019). Esse *hardware* também fornece uma taxa de aquisição de 250Hz sendo que os dados que são recebidos dos eletrodos são comunicados via *bluetooth* a cada intervalo de amostragem para um *dongle* (OpenBCI USB *dongle* que utiliza o módulo rádio RFDuino) que deve estar conectado ao USB do computador que irá receber os dados.

Figura 5: *Hardware* para aquisição dos dados do capacete.



Fonte : (OpenBCI, 2019)

A tensão de alimentação que deve ser fornecida ao *hardware* de aquisição pode variar entre 3.3V e 12V (OpenBCI, 2019), sendo que no caso dos testes utilizou-se quatro pilhas de 1.5V (6V).

É importante salientar que o micro-controlador comunica com o *dongle* de forma que caso a entrada serial seja lida a cada período de amostragem é recebido um vetor de oito posições. Cada posição contém a leitura temporal em micro-volts dos oito canais na ordem que estão dispostos no *cyton* (OpenBCI, 2019).

Para leitura dos dados utilizou-se um *notebook* Dell Vostro 5470, com processador Intel Core i5, 8GB de RAM (DDR3 de 1600MHz) com capacidade de armazenamento em HD de 500GB. Todos os programas desenvolvidos para aquisição e processamento foram implementados em *Python* 3.5.2 utilizando ambiente operacional Linux Ubuntu 16.04. O *Matlab* 2016a foi utilizado somente junto ao *toolbox EEGlab* para gerar *plots* temporais das janelas de interesse dos sinais capturados.

### 3.2 Aquisição com pré-processamento em tempo real

Para aquisição e exibição em tempo real foi necessário utilização de processos paralelos (*threads*), sendo que uma *thread* é dedicada ao recebimento dos dados e filtragem dos mesmos e a outra *thread* fica responsável por plotar os dados de cada canal que já estão filtrados.

Para a *thread* de recepção, primeiro são chamadas as funções de inicialização do *hardware* de aquisição, sendo que as mesmas já vem implementadas na biblioteca *open\_bci\_v3* fornecida pela própria OpenBCI.

A filtragem é feita com filtro FIR e janela de Hamming com 256 pontos, pois a mesma com esse tamanho tem gerado resultados satisfatórios em pré-processamento de utilizando bancos de dados constituídos por grandes amostras (Smith, 2013). Gerou-se o filtro FIR como filtro passa-banda, sendo que foram escolhidas como frequências de corte

baixa e alta os valores de 5Hz e 50Hz, respectivamente. Todo o processo de síntese foi feito com auxílio da biblioteca *scipy.signal* do Python 3.5.2.

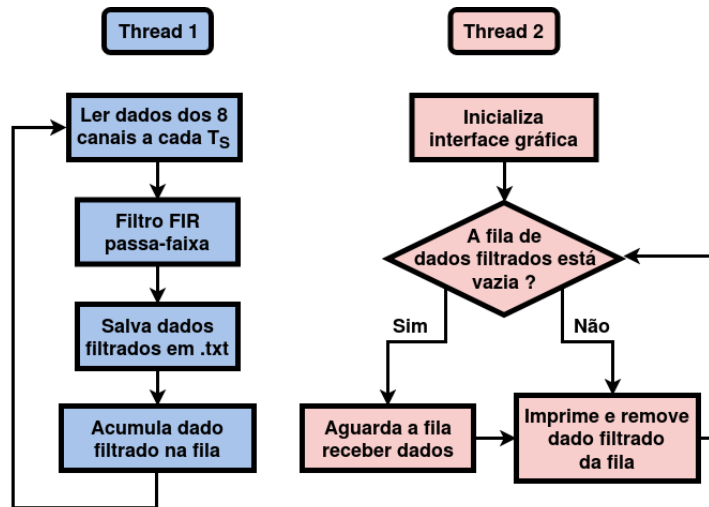
O valor de 5Hz foi escolhido levando em conta o indesejável e elevado nível DC que é gerado no processo de amplificação pelo *hardware* e tendo em vista que como não se deseja analisar ritmos de sono profundo mas sim situações de estresse, não é necessário analisar ondas delta. Como as tarefas que serão utilizadas como estressores envolvem principalmente estresse e cognição (frequências até as ondas beta), não é necessária tanta preocupação com as ondas gama, por isso utilizou-se 50Hz como frequência de corte alta, pois tem-se ainda informações relevantes a respeito de ondas gama e ao mesmo tempo acaba eliminando a grande interferência que há da rede elétrica em 60Hz.

Uma vez que o sinal é filtrado, o mesmo é escrito em um arquivo *.txt* e acumulado em uma variável deque para que possa ser rapidamente retirado para plotagem. É importante salientar que cria-se uma referência de tempo na inicialização do programa para que o arquivo *.txt* contenha na última coluna o tempo decorrido após o início da gravação. Como a cada período de amostragem são escritos oito dados filtrados no arquivo de texto e é adicionado um nono dado na mesma linha (tempo), o arquivo final é uma matriz com nove colunas e  $250 \times t$  linhas, sendo  $t$  a quantidade de segundos que durou a gravação.

A interface gráfica do usuário (GUI) para exibição em tempo real do sinal filtrado acumulado no deque foi feita com a biblioteca *pyqtgraph*. O que se fez foi gerar uma *thread* dedicada somente ao GUI, sendo que a mesma é inicializada no começo do programa, construindo uma interface com oito *plots* dispostos horizontalmente em ordem de canal sendo que após a inicialização essa *thread* fica presa em um *loop* (função *update* implementada na *thread plotdata\_mateus()*) somente plotando os dados do deque e rotacionando-o para que seja dada a impressão dos dados sendo exibidos em tempo real. Caso a *thread* do GUI ocorra mais rapidamente que a recepção de dados, a mesma fica presa em um ponto do programa até que o deque volte a ser preenchido com novos dados, garantindo assim a sincronia do programa.

A organização do programa de aquisição com pré-processamento e exibição em tempo real pode ser sumarizada pela Figura 6.

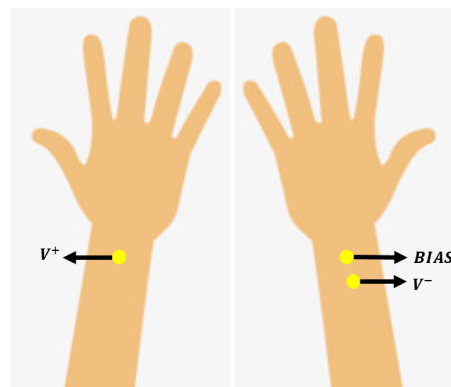
Figura 6: Algoritmo simplificado do programa implementado para aquisição, exportação e pré-processamento em tempo real dos dados do capacete.



Fonte : o autor

Para validação da interface, além dos testes com os estressores propostos, foi feita uma ligação com três eletrodos conforme a Figura 7. Esse esquema foi utilizado para aquisição tanto na interface desenvolvida quanto no próprio programa fornecido pela OpenBCI. A ideia é visualizar os sinais cardíacos no domínio do tempo pois é um sinal cuja natureza no domínio do tempo é conhecida e portanto permite uma inspeção visual do desempenho da interface, o que já não ocorre com dados de EEG, uma vez que no domínio do tempo os mesmos possuem comportamento de sinais aleatórios. Ao gerar-se os dados através de ambos os *softwares* de aquisição, fez-se um *plot* comparativo.

Figura 7: Esquema de ligação para aquisição de sinais cardíacos e validação da interface desenvolvida.



Fonte : o autor

### 3.3 Simulações

O objetivo das simulações é avaliar a performance dos métodos de processamento e pré-processamento utilizados, ou seja: espectro de potência pelo periodograma modificado de Welch, coerência pelo método de Welch e filtragem FIR passa-banda com janela de Hamming com 256 pontos.

Para comparar as performances dos métodos de Welch e periodograma convencional, gerou-se senóides corrompidas por ruído branco e gaussiano para diferentes valores de relação sinal-ruído (SNR). Para isso utilizou-se que o fato de que a potência de um ruído branco e gaussiano pode ser aproximada por sua variância ( $\sigma_n^2$ ) (Bellamy, 2000). Assim, utilizando a potência de uma senoide, a potência do ruído branco e gaussiano, a partir da definição de SNR em decibéis, demonstra-se facilmente a relação (3.1).

$$\sigma_n^2 = \frac{A^2}{2} 10^{\frac{-SNR_{dB}}{10}} \quad (3.1)$$

Desse modo, a partir de (3.1), dada uma SNR desejada (em dB), uma amplitude de senoide, sabe-se qual deve ser a variância do ruído branco e gaussiano que será somado ao sinal senoidal. Por simplicidade, utilizou-se média zero para ruído e testou-se o desempenho dos métodos de estimação de espectro de potência para os valores de SNR de 40dB, 20dB e 10dB. Utilizou-se uma senoide de amplitude 10V, frequência de 60Hz, frequência de amostragem de 300Hz e um total de  $10^5$  pontos para gerar os espectros. O ruído branco e gaussiano somado à senoide possui média zero e variância dada por (3.1) para cada SNR de teste.

Conforme foi dito na teoria, os sinais de EEG possuem problemas de ruído sobretudo devido a movimentações do corpo (olho e outros músculos). Esses ruídos se manifestam como picos no sinal, desse modo fez-se uma simulação gerando diferentes números de picos com diferentes amplitudes em um sinal senoidal para estudar o efeito da inserção de picos no espectro de potência.

Utilizando o mesmo sinal senoidal da simulação anterior, gerou-se 3 sinais senoidais com 10, 20 e 30 picos. Em cada um desses sinais, respectivamente, em amostras aleatórias do sinal (seguindo distribuição uniforme) multiplicou-se a amostra (fator multiplicativo *prop*) por valores de 10, 15 e 20, respectivamente, e somou-se o resultado ao valor antigo da mesma amostra. Desse modo, foram obtidos 3 sinais cuja interferência dos picos foi gradativamente aumentada e estudou-se o espectro de potência pelo método de Welch para cada um dos 3 sinais.

Para exemplificar o comportamento da função de coerência de magnitude quadrada (MSC) gerou-se quatro exemplos aplicando a função de coerência com método de Welch implementada na biblioteca *scipy.signal*. Foram gerados quatro pares de senóides :

1. Senoides de mesma frequência e fase com amplitudes diferentes;
2. Senoide de mesma frequência e amplitude com fases distintas;
3. Senoides com mesma amplitude e fase com frequência diferentes;
4. Senoides com mesma amplitude e fase. Porém, a segunda senoide é composta por duas outras senoides com frequências  $f_1$  e  $f_2$ , sendo  $f_1$  a frequência da primeira senoide.

### 3.4 Estressores

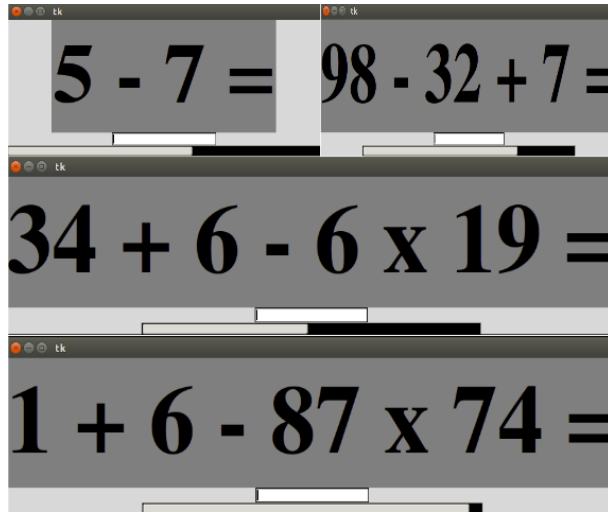
Para estimular o estresse serão utilizados como estressores os testes de Montreal e Stroop.

O teste de Montreal consiste em um programa de computador que pergunta ao indivíduo a resposta de uma operação aritmética que aparece na tela do computador. Essa operação aritmética contém somente números inteiros e a resposta é, também, um número inteiro, sendo que as operações vão aumentando de dificuldade gradualmente em cinco categorias (Dedovic et al., 2005).

A primeira e segunda categoria contém somente operações com dois e três números inteiros de apenas um dígito cada envolvendo apenas soma e subtração. A terceira e quarta categoria inclui até quatro números, sendo que até dois números desses quatro números podem conter dois dígitos e também a operação de multiplicação passa a ser permitida também. Na última categoria, operações com quatro números são criadas sendo que todos os números podem ser de dois dígitos e operações de divisão passam a ser permitidas. É importante salientar que as operações são geradas aleatoriamente respeitando as regras impostas pelo teste de Montreal. Caso quem está realizando o teste acerte três perguntas consecutivas, o tempo hábil para cada resposta reduz em 10% (Dedovic et al., 2005).

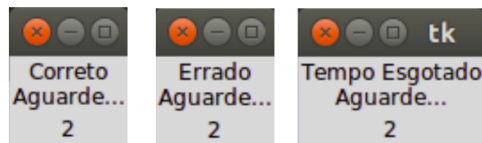
No caso do programa desenvolvido no laboratório de processamento de sinais (LPS) por outro aluno e que foi utilizado para este relatório, o tempo inicial para cada resposta é de vinte segundos, sendo que as demais regras do teste de Montreal foram seguidas na implementação. O programa do teste de Montreal desenvolvido utiliza a biblioteca *TKinter* do *Python* e é possível acessá-lo simplesmente importando o programa na inicialização das bibliotecas da interface de aquisição desenvolvida e colocando-o para rodar em uma *thread* separada. Alguns níveis de dificuldade diferentes no programa desenvolvido com *TKinter* bem como as três respostas possíveis do programa podem ser visualizados nas figuras abaixo.

Figura 8: Diferentes níveis de dificuldade do aplicativo do teste de Montreal desenvolvido no laboratório.



Fonte : o autor

Figura 9: Respostas possíveis do aplicativo do teste de Montreal desenvolvido em laboratório.



Fonte : o autor

Para realizar o teste de *stroop* é necessário ter uma geração de palavras com nomes e cores contraditórias e solicitar que quem está realizando o teste fale qual cor a palavra está pintada (Stroop, 1935). Para isso utilizou-se o aplicativo *EncephalApp - Stroop Test* disponível para *Android*. Algumas situações que são apresentadas pelo teste de Stroop podem ser verificadas na Figura 10.

Figura 10: Exemplo de palavras e cores com teste de Stroop.

<b>VERMELHO</b>	<b>AZUL</b>
<b>ROSA</b>	<b>PRETO</b>
<b>ROXO</b>	<b>VERDE</b>

Fonte : o autor

Para cada um dos estressores realizou-se uma sessão de EEG em que o indivíduo é submetido a cada teste individualmente. Também é realizada uma sessão de EEG com o mesmo indivíduo performando tarefas normais.

Para as três sessões de EEG propostas foram utilizadas as posições (utilizando como referência o sistema 10-20): FP2, FPz, F8, F4, T6, T4, P3 e Cz. A inclusão da posição Cz ocorreu pelo fato de que ela ocupa uma posição central no crânio, sendo a posição mais distante da referência, que são as orelhas, o que leva ao aumento da rejeição em modo comum (CMRR). Também optou-se pela inclusão de Cz devido ao fato de ser a posição menos sensível a movimentações do globo ocular e movimentos da mandíbula (Barlow, 2007). Quanto às posições T4 e T6, optou-se pelas mesmas pois são locais sensíveis à situação emocional (BCN, 2018) e também há o benefício de se obter dados de estresse uma vez que esta área encontra-se próxima à amígdala e ao hipocampo (Warner, 2013). A posição Fpz foi escolhida devido ao fato de nela ser possível observar atividades como atenção, impulsividade e inibição social, o mesmo para Fp2 que também inclui áreas sensíveis a emoções negativas e irritabilidade (BCN, 2018). A escolha de F8 se deu em razão dessa região permitir observar o processamento emocional como de raiva, ansiedade e medo (Warner, 2013) juntamente com atenção sustentada, que pode também ser observada em F4 (BCN, 2018). Por fim, a posição P3 foi escolhida por ser uma região intermediária do lóbulo parietal, sendo que este lóbulo está relacionado a uma área sensível ao pensamento lógico e cálculo (Warner, 2013).

Tabela 4: Posições dos eletrodos e relação com os canais de aquisição.

Canal	Posição
1	FP2
2	FPz
3	F8
4	Cz
5	F4
6	P3
7	T6
8	T4

Fonte : o autor

Com as posições descritas acima e sumarizadas na tabela 4, utilizando a interface de aquisição desenvolvida coletou-se os dados de EEG para cada uma das três atividades propostas sendo que o paciente escolhido foi o próprio aluno de iniciação científica. Com os dados coletados, selecionou-se uma mesma janela para todos os canais que fosse suficientemente grande para análise porém suficientemente pequena para não incluir ruídos com maiores amplitudes devido a movimentações. Com relação à interferência de ruído, sobretudo piscar de olhos, selecionou-se uma janela onde o mesmo é evidente afim de se

discutir como o mesmo influencia no espectro de potência e de que maneira esse fato está relacionado ao hardware utilizado. Com a janela para cada uma das três bases de dados formadas levantou-se os espectros de potência e a coerência, sendo que foi traçado um comparativo entre os resultados obtidos com as tarefas estressoras em relação à atividade normal para cada uma das três bandas analisadas (theta, alfa e beta).

Tanto o espectro de potência quanto a coerência foram estimados utilizando o periodograma modificado de Welch e sua implementação em *scipy.signal* (Jones et al., 01). Com auxílio da Eq. (2.8) e utilizando-se o método de Simpson para cálculo numérico de integrais, tendo em mãos a densidade espectral de potência de cada sinal ( $S_{XX}(f)$ ) calculou-se a potência média de cada banda para cada um dos canais de cada uma das bases de dados capturadas e realizou-se um comparativo dos resultados obtidos com gráfico de radar (devido ao grande número de variáveis). As janelas temporais foram plotadas com auxílio do *toolbox EEGlab* do *Matlab*.

No caso da MSC, o que se fez para cada atividade foi calcular a MSC média dentro de cada banda para cada combinação possível de eletrodos no trecho de sinal considerado. Com esses valores, a razão entre uma tarefa estressora e atividade normal da MSC média em cada banda para cada combinação foi plotada em um mapa de calor. O resultado, portanto, foram mapas de calor das seguintes razões :

$$\frac{\overline{MSC}_{banda,Stroop}}{\overline{MSC}_{banda,Normal}} ; \frac{\overline{MSC}_{banda,Montreal}}{\overline{MSC}_{banda,Normal}}$$



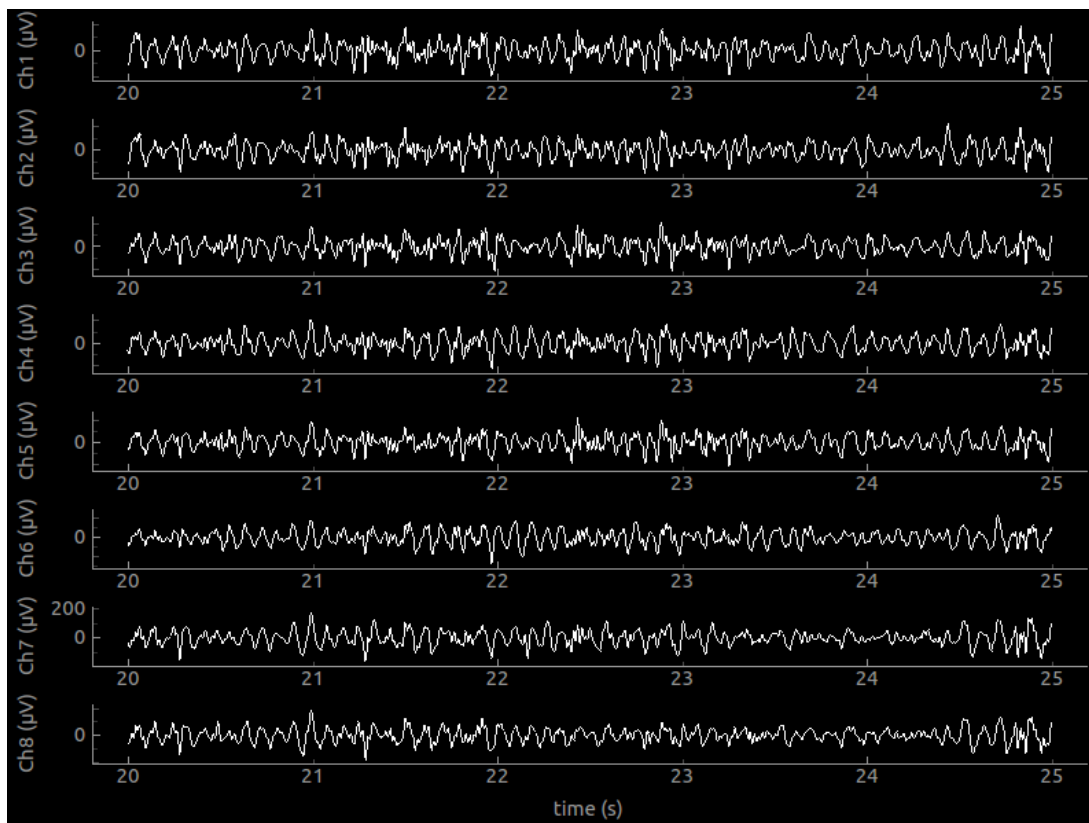
## 4 RESULTADOS

A seção será dividida em resultados e discussões em torno do *software* de aquisição desenvolvido, simulações para melhor compreensão da metodologia empregada e o efeito do estímulo ao estresse nos sinais de EEG em termos de espectro de potência e coerência.

### 4.1 Resultados da interface de aquisição

Fazendo-se uma aquisição com os oito canais do capacete ativados durante realização de atividades normais registrou-se o funcionamento da interface como na Figura 11.

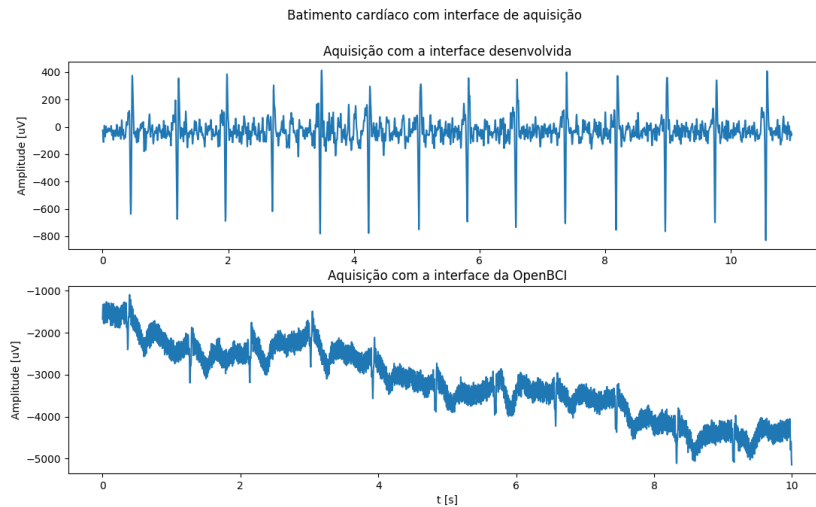
Figura 11: Registro de funcionamento da interface com oito canais do capacete ativos.



Fonte : o autor

A utilização do esquema da Figura 7 para gerar os dados através da interface desenvolvida e da OpenBCI forneceu o comparativo da Figura 12

Figura 12: Sinais cardíacos obtidos com a interface desenvolvida e da OpenBCI.



Fonte : o autor

## 4.2 Discussão da interface de aquisição

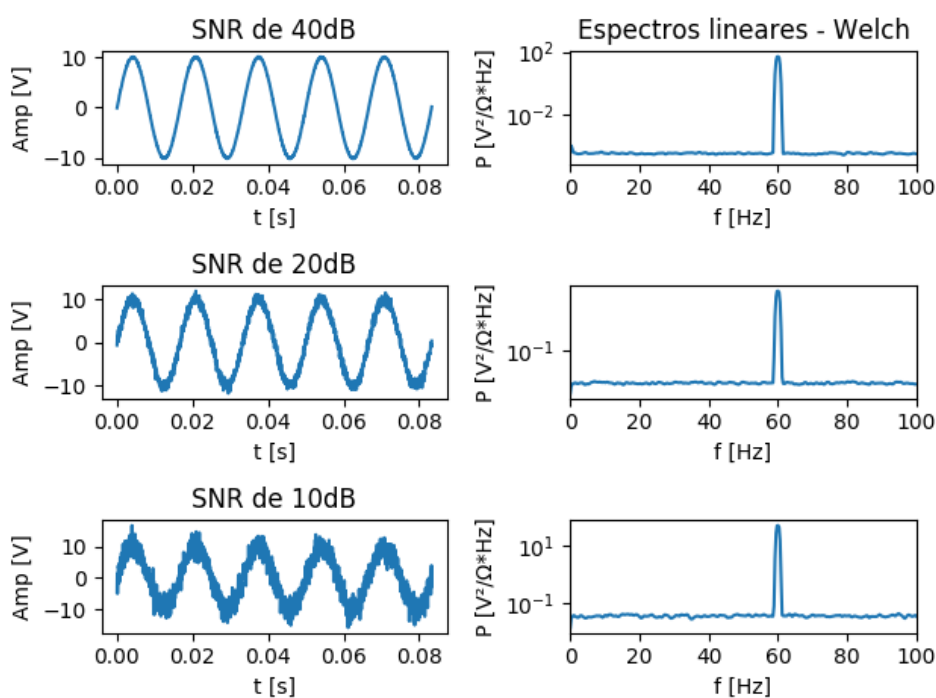
A partir da Figura 11 nota-se que a exibição dos sinais filtrados no domínio do tempo é de fácil visualização. O tamanho da variável de que utilizada fez com que seja vista em tempo real sempre uma janela de 5s e, por esse motivo, alguns sinais podem parecer deformados, isso ocorre devido ao fato de que a escala de tempo ficou alargada devido ao monitor, todavia, isso não acarreta em erros nos sinais adquiridos.

Os trechos de sinais de batimentos adquiridos (Figura 12) mostram que a interface da Figura 11 tem um bom desempenho com relação à própria interface da OpenBCI e os ruídos não são expressivos, pois a amplitude dos picos de batimento são muito superiores à amplitude dos sinais intermediários. A filtragem, além de garantir amplitudes de ruído muito baixas retira o problema de *trend* (sinal de EEG possui uma componente DC variável) que é visto no sinal com aquisição do *software* da OpenBCI. Desse modo, tanto a filtragem quanto a exibição dos dados possuem bom desempenho.

## 4.3 Resultados das simulações

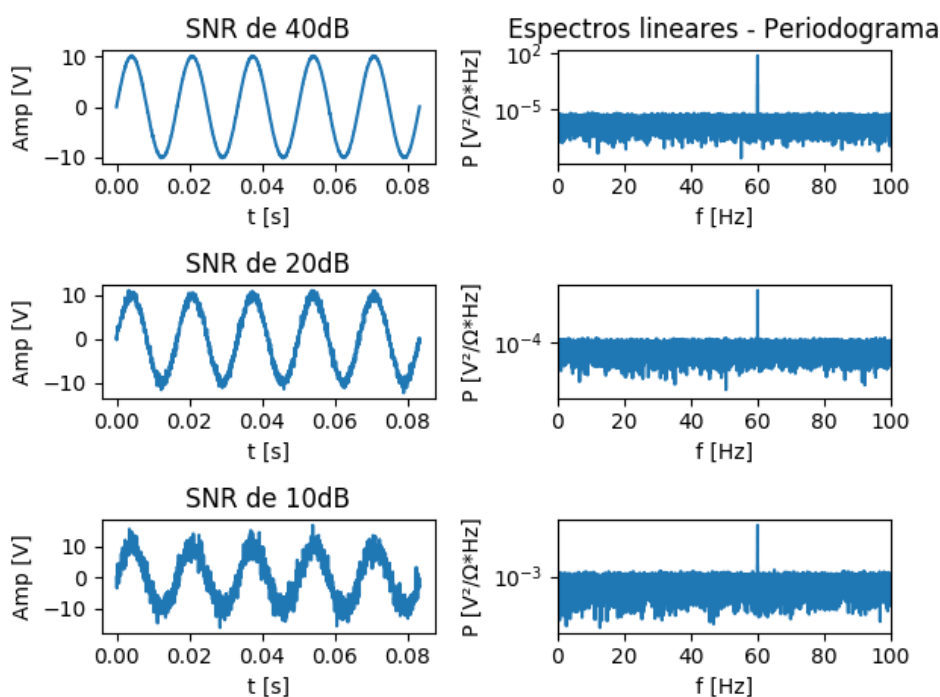
Os resultados obtidos para estimação espectral por Welch e periodograma convencional para as SNRs propostas são os das Figuras 13 e 14, respectivamente. É importante salientar que os sinais no domínio do tempo foram janelados para exibição uma vez que com o número de pontos que foi fornecido para o método gerar um resultado satisfatório não seria possível visualizar o formato das senóides.

Figura 13: Espectros de potência estimados pelo método de Welch para três diferentes valores de SNR.



Fonte : o autor

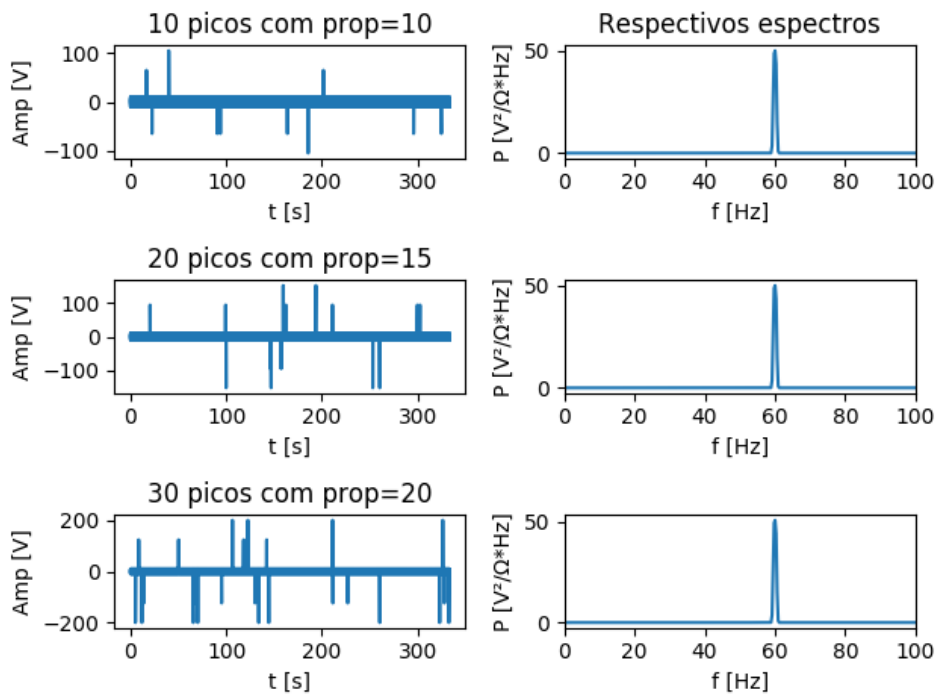
Figura 14: Espectros de potência estimados pelo método de periodograma convencional para três diferentes valores de SNR.



Fonte : o autor

Os sinais senoidais com a inserção dos picos, bem como o espectro de potência de cada caso estão na Figura 15. É importante salientar que como o sinal senoidal possui muitas amostras (para simular um sinal de EEG e garantir boa resolução do método de estimação) os ciclos de senoide não podem ser percebidos.

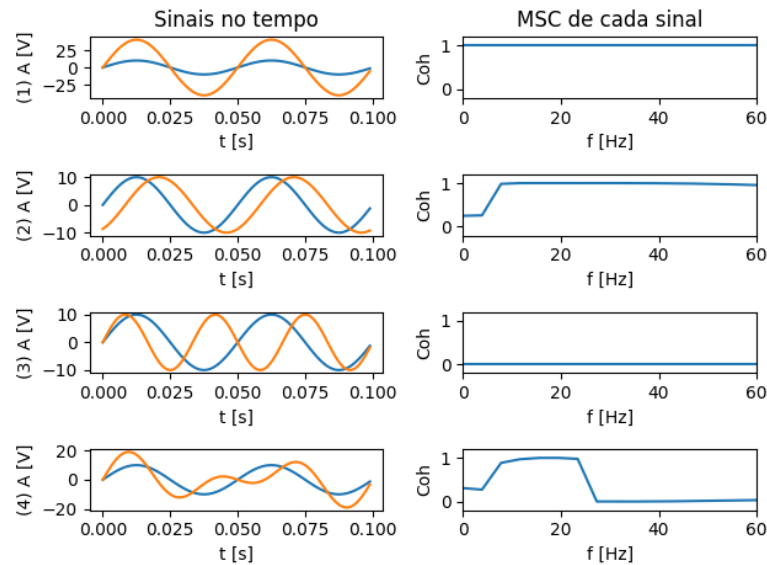
Figura 15: Sinais senoidais (no tempo e frequência) corrompidos pela inserção de diferentes números de picos com amplitudes distintas



Fonte : o autor

Os resultados obtidos para análise de coerência com os exemplos propostos são os que se encontram na Figura 16. É importante salientar que conforme foi feito anteriormente, o *plot* temporal contém somente alguns ciclos dos sinais que de fato foram passados como parâmetro para a função de coerência. Utilizou-se uma frequência de amostragem  $600\text{Hz}$  e  $10^6$  pontos, sendo que as características individuais de cada exemplo estão descritas na legenda da Figura 16.

Figura 16: Sinais temporais e MSC de cada par de sinais. Em (1) há duas senoides de frequência  $20Hz$ , mesma fase, uma com amplitude de  $10V$  e outra com amplitude quatro vezes maior. Em (2) há duas senoides de mesma frequência ( $20Hz$ ) e amplitude ( $10V$ ) defasadas  $60^\circ$ . Em (3) há duas senoides de mesma amplitude e fase, uma com frequência de  $20Hz$  e outra com frequência de  $30Hz$ . (4) trata de uma senoide de  $20Hz$  com amplitude de  $10V$  e outra senoide que é a soma de duas senoides de amplitude  $10V$ , uma com frequência de  $20Hz$  e outra com frequência de  $30Hz$ .



Fonte : o autor

#### 4.4 Discussão das simulações

Como é possível observar nas Figuras 13 e 14, o espectro de potência estimado por Welch teve uma melhor resposta ao ruído que a estimação feita por periodograma tradicional, o que pode ser comprovado pelas amplitudes de ruído vistas em ambos os conjuntos de espectros. Apesar de difícil visualização do valor picos dos impulsos referentes as senoides devido à escala logarítmica para ressaltar o ruído, estes ocorreram em  $50V^2/\Omega$  na frequência de  $60Hz$ . Esses valores são correspondentes à potência da senoide de  $10V$  de pico e frequência  $60Hz$  normalizada para um resistor de  $1\Omega$ .

Com relação à resolução espectral, como foi comentado na seção de teoria, devido ao janelamento do sinal e aplicação dos periodogramas modificados, a resolução espectral pelo método de Welch é menor. Em geral, como serão utilizados dados de EEG para estudo de espectro de potência, ou seja, dados com muito ruído, será optado o método de Welch para estimação espectral.

Apesar dos picos de senoides não conseguirem ser percebidos nos sinais temporais da Figura 15 fica evidente a presença senoidal a partir espectro de potência no formato de impulso com potência de  $50V^2/\Omega$  na frequência de  $60Hz$ . O que se pode observar é que a

inserção de múltiplos picos (como ocorre em alguns casos nos sinais de EEG) não afetou a resposta em frequência dos sinais.

A influência dos picos não foi expressivamente observada nos espectros de potência pois o que ocorre na transformada de Fourier é uma mudança de base ( $t \rightarrow e^{wi}$ , em que cada  $w$  é uma base) e a potência é preservada em poucas bases (Oppenheim, 1999). Como os picos são sinais de impulso, serão necessárias muitas bases uma vez que a transformada de Fourier do impulso é uma constante (abrange todas as frequências), desse modo a influência do pico será amplamente distribuída e seu efeito não será significativo em termos de espectro de potência. Sendo assim, a presença de picos observada nos sinais de EEG não será problema para análise deste relatório, uma vez que o mesmo estará focado apenas em método de processamento no domínio da frequência.

O que se observou nos sinais da Figura 16 é que os sinais (1) e (2) possuem MSC unitária para todo espectro, o sinal (3) possui MSC nula para todo o espectro e o sinal (4) possui MSC unitária para a vizinhança da frequência de  $20Hz$  e nula para a vizinhança da frequência de  $30Hz$ .

As observações acima constatadas comprovam o que foi dito na seção de teoria, isto é, o fato da coerência medir uma relação de sincronismo. Essa relação de sincronismo pode ser traduzida como uma diferença de amplitude e/ou fase que se mantém constante para uma dada frequência em um determinado intervalo de tempo. Desse modo, ao serem comparados sinais senoidais de frequências diferentes, ou seja, não há componentes de frequência em comum entre ambos os espectros, a coerência deve ser nula. Nos dois primeiros casos, o que ocorre é que os dois sinais possuem uma diferença de fase e amplitude que se mantém constante para as mesmas componentes de frequência. No último caso, ocorre uma mistura do que houve nos casos anteriores, para a componente de frequência em comum há amplitude e fase em sincronismo e para a componente de frequência “espúria” a coerência é nula.

## 4.5 Resultados dos estressores

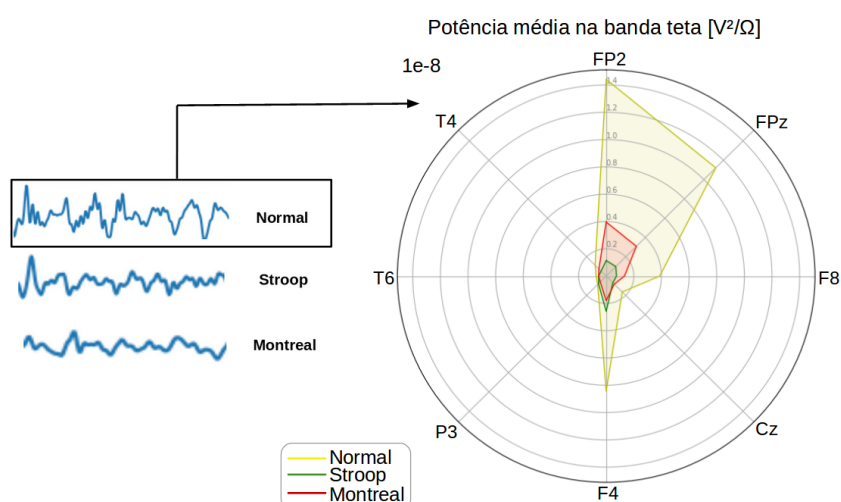
Considerando todo o período de gravação de cada uma das três tarefas, utilizou-se uma janela de 50s para todos os canais de todas as atividades. No caso da análise com indivíduo realizando tarefas normais, considerou-se a janela de 56s à 106s. Na tarefa de Stroop foi utilizado de 15s à 65s e na tarefa de Montreal utilizou-se de 536s à 586s. Esses intervalos foram selecionados considerando os trechos dos sinais com menor quantidade de ruído, mais longe do início e fim das tarefas (trecho intermediário) e suficientemente longo para gerar resultados consistentes.

É importante salientar que sempre devem ser excluídos os 256 primeiros pontos pois é o tamanho da máscara de filtragem e como é necessário esperar chegar 256 pontos

do sinal de aquisição para que a primeira filtragem seja feita, os 256 primeiros pontos que aparecem no arquivo exportado são dados aleatórios.

Para efeito de discussão, registrou-se trechos do sinais onde os ruídos (piscadas) estavam mais salientes e fez-se uma análise das potências médias em cada banda no respectivo trecho em atividade normal, o que gerou a Figura 17.

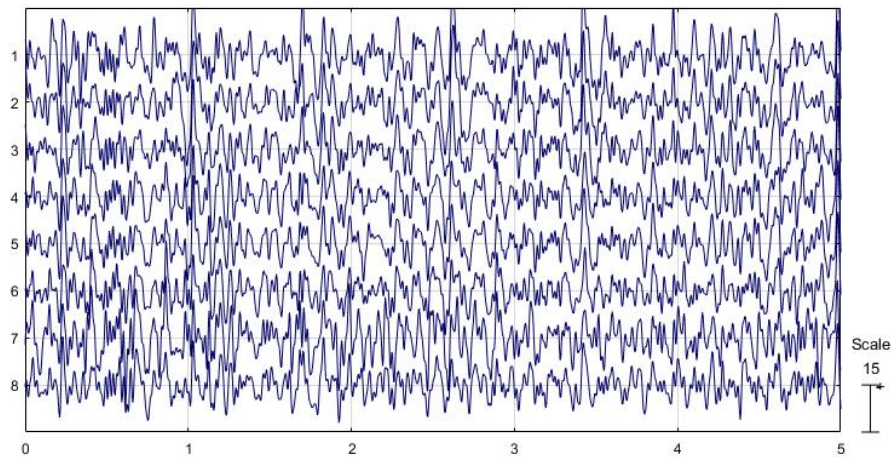
Figura 17: Efeito das piscadas nos intervalos selecionados do EEG coletado e análise do espectro de potência no caso de atividade regular.



Fonte : o autor

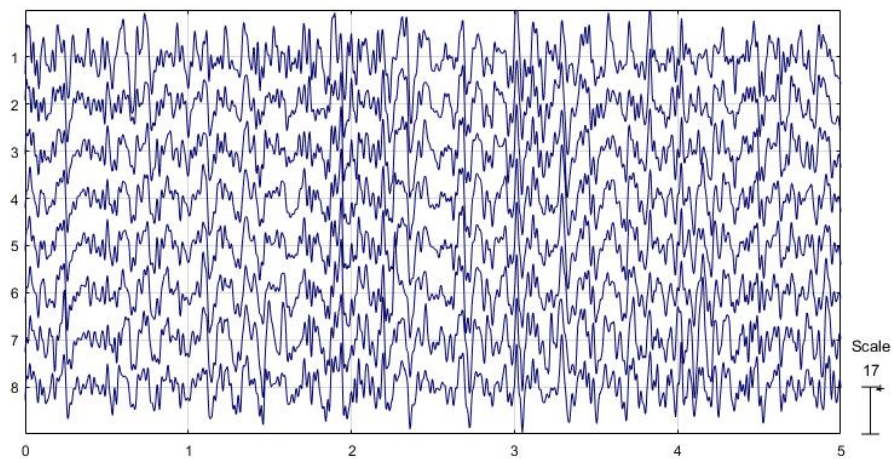
Para efeito exclusivo de exibição no domínio do tempo, utilizou-se somente os cinco segundos iniciais de toda a janela que foi considerada para que fosse possível a visualização dos sinais capturados por cada canal em cada uma das três tarefas.

Figura 18: Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando tarefas normais (sem estresse), sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts.



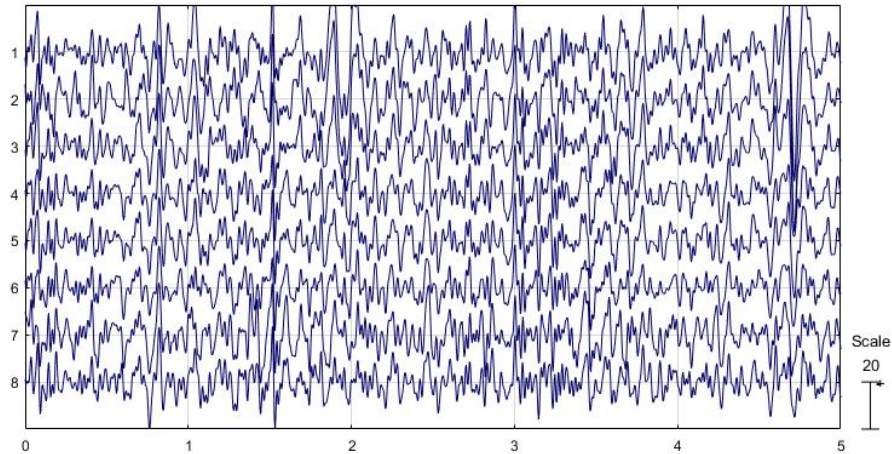
Fonte : o autor

Figura 19: Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando a tarefa de Stroop, sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts.



Fonte : o autor

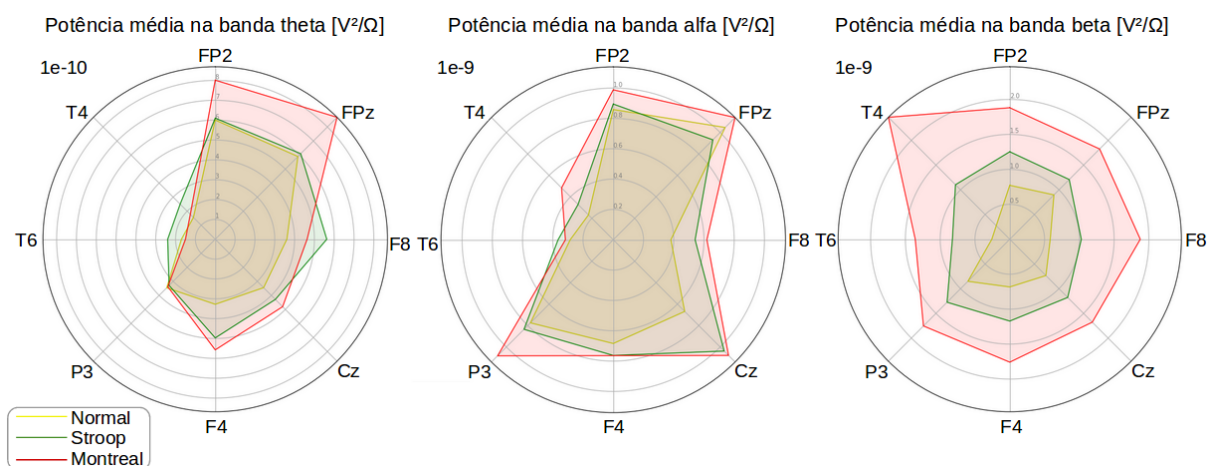
Figura 20: Primeiros 5 segundos da janela considerada de cada canal de EEG com indivíduo realizando a tarefa de Montreal, sendo que o eixo x está em segundos e a escala do eixo y em micro-volts.



Fonte : o autor

Considerando o intervalo completo de cada um dos três sinais acima, a estimação do PSD pelo método de Welch forneceu os gráficos de potência média em cada banda da Figura 21.

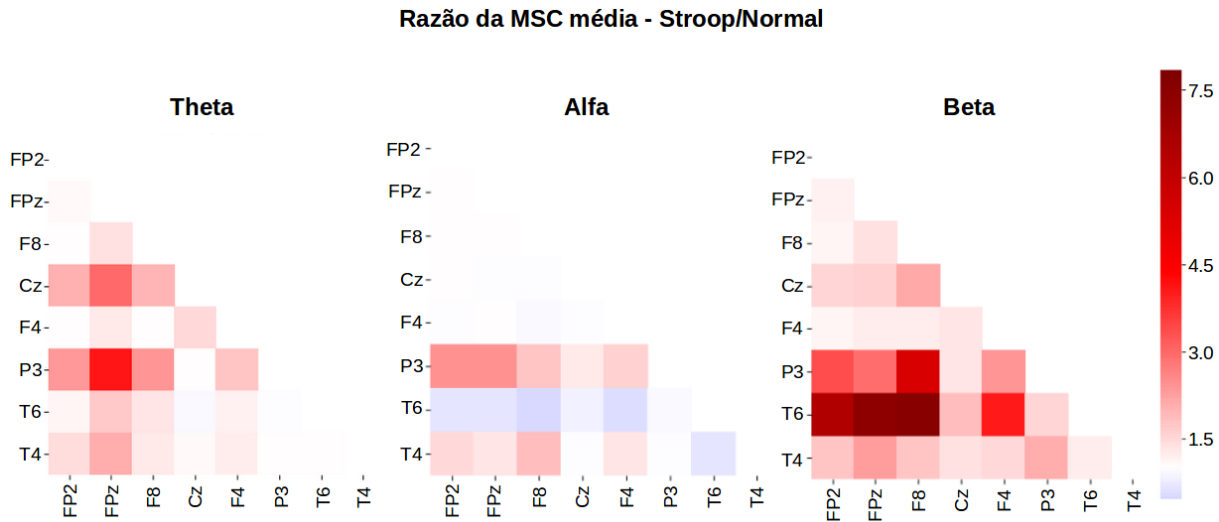
Figura 21: Potência média média nas bandas theta, alfa e beta para atividade regular, Montreal e Stroop.



Fonte : o autor

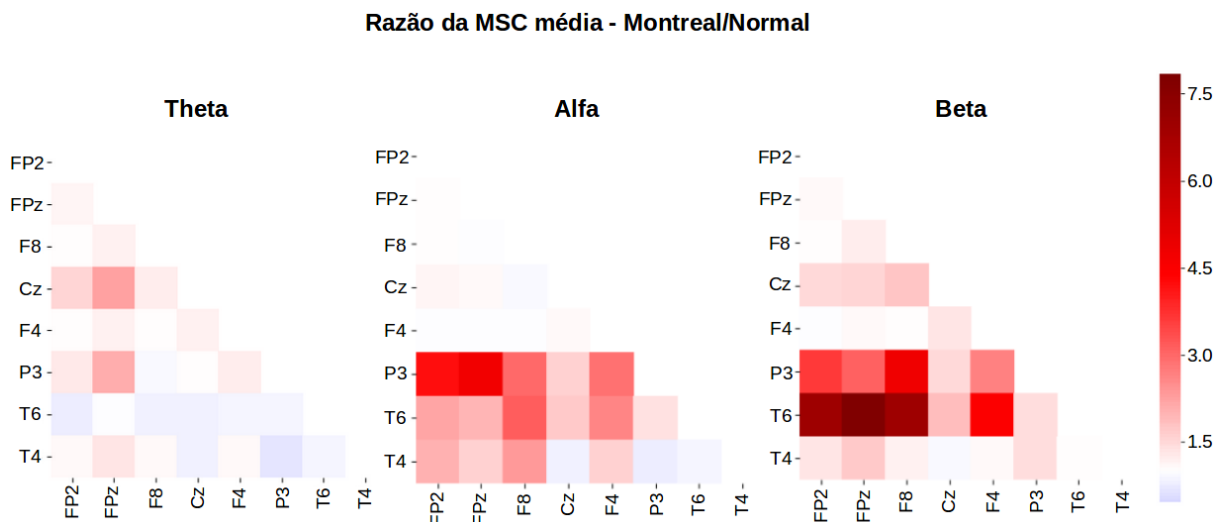
Novamente, considerando o intervalo completo de cada um dos três sinais temporais mostrados anteriormente, gerou-se os mapas de calor de razão de MSC média entre atividades estressoras e regular para cada uma das bandas.

Figura 22: Razão entre a MSC média dos sinais durante a tarefa de Stroop e sinais durante atividade normal.



Fonte : autor

Figura 23: Razão entre a MSC média dos sinais durante a tarefa de Montreal e sinais durante atividade normal.



Fonte : o autor

#### 4.6 Discussão dos estressores

Em termos de análise de ruído, se os picos da Figura 17 fosse mais “seletivos” e, portanto, mais parecidos com um impulso, não haveria problemas em termos de espectro de potência uma vez que a transformada de Fourier do impulso é um nível DC no domínio da frequência (Oppenheim, 1999) e esse nível DC pode ser facilmente removido antes da análise de espectro de potência definitiva. Todavia, como pode ser visto na Figura 17, esses picos são mais similares à uma onda quadrada do que à um impulso e isso ocorre

devido à baixa frequência de amostragem (250Hz), portanto, o domínio da frequência é afetado diferentemente em cada componente por uma função parecida com um seno cardinal (Oppenheim, 1999). Esse fato faz com que a densidade de potência em baixas frequência (banda theta) na regiões do escalpo próximas aos olhos (FP2, FPz e F4) seja intensamente aumentada.

Tendo-se como referência os *radar plots* das potências médias, o que se observou na banda theta, foi um aumento geral da potência média nos sinais de EEG para todas as posições em que os eletrodos foram posicionados, sendo que a razão de aumento foi mais expressiva nas regiões centrais e frontais do escalpo. Esse aumento generalizado de potência era esperado, uma vez que sabe-se que a banda theta está associada a tarefas como atenção e estresse, e a região onde a mesma é percebida com maior intensidade é na região frontal (Schacter, 1977; Sasaki et al., 1996). Também é possível notar que na região frontal a razão de aumento de potência foi mais intensa para tarefa de Montreal, o que faz sentido uma vez que tomou-se uma janela de 50s no final do teste, ou seja, quando as tarefas envolvendo maior complexidade estavam sendo realizadas. No caso nas ondas beta, percebeu-se um aumento de generalizado da potência média em todas as regiões. Essa constatação reforça o fato de que as ondas beta são mais bem perceptíveis na região frontal do escalpo (Barlow, 2007) e um aumento da potência média nessa banda deve ocorrer uma vez que ondas beta estão associadas a estado de atenção e cognição (Rangaswamy et al., 2002), o que também dá sentido ao fato de que na tarefa de Montreal o aumento de potência na banda beta na região frontal também tenha sido mais expressivo em relação à tarefa de Stroop.

Uma principal característica da MSC é o fato da mesma assumir um valor alto (quase um) para regiões próximas ou adjacentes, sendo que esse valor decresce na medida em que a distância entre as regiões em que o sinal está sendo coletado aumenta (Srinivasan et al., 2007). A partir das Figuras 22 e 23 é possível inferir que para regiões vizinhas, como por exemplo P3-Cz e Cz-T4, a MSC quase não variou. Já, para regiões mais distantes, como por exemplo T6-FPz, T6-FP2 e T6-F8 a MSC teve variações intensas. Esse fato pode ser visto como uma confirmação do que (Srinivasan et al., 2007) propõe, uma vez que se a MSC é quase um para regiões próximas independentemente da tarefa que está sendo realizada durante a gravação do EEG, uma mudança de comportamento, como por exemplo estresse, não será capaz de variar significativamente a MSC entre eletrodos próximos no escalpo. O raciocínio análogo é também válido para regiões distantes. Além disso, percebeu-se algumas características comuns na dinâmica apresentada pela MSC em ambos os estressores, que é um aumento majoritário na MSC média na banda theta e beta e uma redução da MSC média na banda alfa (principalmente no caso de Stroop), fatos que são esperados durante a manifestação de estresse utilizando Stroop e Montreal como tarefas estressoras (Alonso et al., 2015).



## 5 CONCLUSÃO

O desenvolvimento da interface de aquisição de sinais de EEG foi capaz de cumprir satisfatoriamente tanto o processo de filtragem dos sinais como exportação em arquivo *.txt* e exibição em tempo real dos sinais filtrados. Mostrou-se também que a interface desenvolvida possui melhor desempenho em termos de filtragem e *trending* em relação ao próprio *software* da *OpenBCI*. Com isso, demonstrou-se que resultados bem consolidados na respectiva bibliografia são capazes de serem obtidos e discutidos mesmo que com um *hardware* simples, uma vez que as limitações do *hardware* tentaram ser supridas via *software*.

As simulações foram capazes de demonstrar que o método de Welch, apesar de menor resolução espectral, tem maior imunidade ao ruído em relação ao periodograma tradicional, como havia sido relatado na seção de teoria. Como os sinais de EEG possuem diferentes tipos de ruídos associados que podem prejudicar as análises de coerência que são propostas pelo projeto de pesquisa, foi optado o método de Welch para estimação espectral e estimação da coerência.

O cálculo da potência e MSC médias nas bandas theta, alfa e beta para as tarefas propostas permitiu uma interpretação facilitada dos dados e comparação com os resultados apontados pela revisão bibliográfica. Além disso, pode-se discutir limitações do *hardware* de aquisição e como esta limitação (no caso frequência de amostragem) é capaz de afetar o ferramental proposto para análise, ou seja, devido à baixa frequência de amostragem, as piscadas afetam intensamente as componentes de frequência nas regiões frontais por uma função seno cardinal.

A revisão bibliográfica em torno da teoria de eletroencefalografia permitiu uma melhor compreensão dos fenômenos envolvidos na manifestação do estresse em termos de EEG. As tarefas de estresse propostas permitiram a comprovação dos fenômenos que eram esperados durante a manifestação do estresse, como aumento da potência e MSC na banda theta na região frontal e central, redução da MSC na banda alfa e aumento da potência e MSC na banda beta, o que vai ao encontro da bibliografia destacada ao longo das discussões. Constatou-se também que a tarefa de Montreal, pelo fato de forçar um maior nível de concentração e cognição em sua última etapa, gera variações mais intensas em termos de potência comparado ao estado normal, em relação à tarefa de Stroop.

Por fim, o trabalho de conclusão de curso, além de ter sido finalizado satisfazendo todas as análises que foram propostas inicialmente, foi publicado juntamente ao trabalho de outro aluno do Laboratório de Processamento de Sinais (LPS/EESC/SEL/USP) com o título *Neural network classification, coherence and power spectrum analysis with stress database* no IILAWCN (*Latin American Workshop on Computational Neuroscience*). Os

códigos, bem como os dados capturados pela interface de aquisição e que foram utilizados pelas análises deste relatório estão disponíveis no diretório *EEG real time acquisition and power spectrum and coherence analysis* do *GitHub*<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Disponível em : <https://github.com/mateuspedrino/>

## REFERÊNCIAS

- Alonso, J., Romero, S., Ballester, M., Antonijoan, R., and Mañanas, M. (2015). Stress assessment based on eeg univariate features and functional connectivity measures. *Physiological measurement*, 36(7):1351.
- Atwood, H. L. and MacKay, W. A. (1989). *Essentials of neurophysiology*. BC Decker.
- Barlow, D. H. (2007). *Principles and practice of stress management*. Guilford Press.
- Başar, E., Schürmann, M., Başar-Eroglu, C., and Karakaş, S. (1997). Alpha oscillations in brain functioning: an integrative theory. *International journal of psychophysiology*, 26(1-3):5–29.
- BCN, R. E. L. M. L. (2018). *A Consumer’S Guide to Understanding Qeeg Brain Mapping and Neurofeedback Training*. iUniverse.
- Beaumont, J. G. (1983). 18 the eeg and task performance: A tutorial review. In Gaillard, A. W. and Ritter, W., editors, *Tutorials in Event Related Potential Research: Endogenous Components*, volume 10 of *Advances in Psychology*, pages 385 – 406. North-Holland.
- Bellamy, J. (2000). *Digital telephony*. Wiley series in telecommunications and signal processing. Wiley.
- Berger, H. (1929). Über das elektrenkephalogramm des menschen. *Archiv für psychiatrie und nervenkrankheiten*, 87(1):527–570.
- Bhavsar, R., Sun, Y., Helian, N., Davey, N., Mayor, D., and Steffert, T. (2018). The correlation between eeg signals as measured in different positions on scalp varying with distance. *Procedia Computer Science*.
- Blanco, S., Garcia, H., Quiroga, R. Q., Romanelli, L., and Rosso, O. (1995). Stationarity of the eeg series. *IEEE Engineering in medicine and biology Magazine*, 14(4):395–399.
- Britton, J. W., Frey, L. C., Hopp, J. L., Korb, P., Koubeissi, M. Z., Lievens, W. E., Pestana-Knight, E. M., and St, E. L. (2016). *Electroencephalography (EEG): An introductory text and atlas of normal and abnormal findings in adults, children, and infants*. American Epilepsy Society, Chicago.
- Carter, G. and Knapp, C. (1975). Coherence and its estimation via the partitioned modified chirp-z transform. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 23(3):257–264.

- Carter, G. C. (1987). Coherence and time delay estimation. *Proceedings of the IEEE*, 75(2):236–255.
- Casella, G. and Berger, R. L. (2002). *Statistical inference*, volume 2. Duxbury Pacific Grove, CA.
- Costin, R., Rotariu, C., and Pasarica, A. (2012). Mental stress detection using heart rate variability and morphologic variability of eeg signals. In *Electrical and Power Engineering (EPE), 2012 International Conference and Exposition on*, pages 591–596. IEEE.
- Dedovic, K., Renwick, R., Mahani, N. K., Engert, V., Lupien, S. J., and Pruessner, J. C. (2005). The montreal imaging stress task: using functional imaging to investigate the effects of perceiving and processing psychosocial stress in the human brain. *Journal of Psychiatry and Neuroscience*, 30(5):319.
- Fein, G., Raz, J., Brown, F. F., and Merrin, E. L. (1988). Common reference coherence data are confounded by power and phase effects. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 69(6):581–584.
- Feinberg, I., Baker, T., Leder, R., and March, J. (1988). Response of delta (0-3 hz) eeg and eye movement density to a night with 100 minutes of sleep. *Sleep*, 11(5):473–487.
- Ferree, T. C., Luu, P., Russell, G. S., and Tucker, D. M. (2001). Scalp electrode impedance, infection risk, and eeg data quality. *Clinical Neurophysiology*, 112(3):536–544.
- Gevins, A. S. (1984). Analysis of the electromagnetic signals of the human brain: Milestones, obstacles, and goals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-31(12):833–850.
- Giannakakis, G., Grigoriadis, D., and Tsiknakis, M. (2015). Detection of stress/anxiety state from eeg features during video watching. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE*, pages 6034–6037. IEEE.
- Guevara, M. A. and Corsi-Cabrera, M. (1996). Eeg coherence or eeg correlation? *International Journal of Psychophysiology*, 23(3):145–153.
- Hammond, D. C. (2011). What is neurofeedback: An update. *Journal of Neurotherapy*, 15(4):305–336.
- Han, M., Sun, L., and Hong, X. (2012). Extraction of the eeg signal feature based on echo state networks. *Sheng wu yi xue gong cheng xue za zhi= Journal of biomedical engineering= Shengwu yixue gongchengxue zazhi*, 29(2):206–211.

- Hou, X., Liu, Y., Sourina, O., Tan, Y. R. E., Wang, L., and Mueller-Wittig, W. (2015). Eeg based stress monitoring. In *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2015 IEEE International Conference on*, pages 3110–3115. IEEE.
- Jasper, H. H. (1958). The ten-twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 10:370–375.
- Jenkins, G. M. and Watts, D. G. (1998). *Spectral analysis and its applications*. Emerson-Adams Press.
- Jones, E., Oliphant, T., Peterson, P., et al. (2001–). SciPy: Open source scientific tools for Python. [Online; accessed ].
- Kirschstein, T. and Köhling, R. (2009). What is the source of the eeg? *Clinical EEG and neuroscience*, 40(3):146–149.
- Marosi, E., Harmony, T., Sánchez, L., Becker, J., Bernal, J., Reyes, A., de León, A. E. D., Rodríguez, M., and Fernández, T. (1992). Maturation of the coherence of eeg activity in normal and learning-disabled children. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 83(6):350–357.
- Marple, S. L. and Marino, C. (2004). Coherence in signal processing: a fundamental redefinition. In *Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on*, volume 1, pages 1035–1038. IEEE.
- Munian, S., Sivalingam, S., and Jayaraman, V. (2014). Analysis of Real Time EEG Signals. Master’s thesis, Linnaeus University, Sweden.
- Musha, T., Terasaki, Y., Haque, H. A., and Ivamitsky, G. A. (1997). Feature extraction from eegs associated with emotions. *Artificial Life and Robotics*, 1(1):15–19.
- OpenBCI (2019). Cyton biosensing board. Available in : <https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/cyton-biosensing-board-8-channel?variant=38958638542>. Access in: 5-February-2019.
- Oppenheim, A. V. (1999). *Discrete-time signal processing*. Pearson Education India.
- Penttonen, M., Kamondi, A., Acsády, L., and Buzsáki, G. (1998). Gamma frequency oscillation in the hippocampus of the rat: intracellular analysis in vivo. *European Journal of Neuroscience*, 10(2):718–728.
- Polat, K. and Güneş, S. (2007). Classification of epileptiform eeg using a hybrid system based on decision tree classifier and fast fourier transform. *Applied Mathematics and Computation*, 187(2):1017–1026.

- Rabiner, L. (1977). On the use of autocorrelation analysis for pitch detection. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 25(1):24–33.
- Rangaswamy, M., Porjesz, B., Chorlian, D. B., Wang, K., Jones, K. A., Bauer, L. O., Rohrbaugh, J., O’connor, S. J., Kuperman, S., Reich, T., et al. (2002). Beta power in the eeg of alcoholics. *Biological psychiatry*, 52(8):831–842.
- Sasaki, K., Tsujimoto, T., Nishikawa, S., Nishitani, N., and Ishihara, T. (1996). Frontal mental theta wave recorded simultaneously with magnetoencephalography and electroencephalography. *Neuroscience research*, 26(1):79–81.
- Schack, B., Chen, A., Mescha, S., and Witte, H. (1999). Instantaneous eeg coherence analysis during the stroop task. *Clinical Neurophysiology*, 110(8):1410 – 1426.
- Schacter, D. L. (1977). Eeg theta waves and psychological phenomena: A review and analysis. *Biological psychology*, 5(1):47–82.
- Scheuler, W., Rappelsberger, P., Schmatz, F., Pastelak-Price, C., Petsche, H., and Kubicki, S. (1990). Periodicity analysis of sleep eeg in the second and minute ranges — example of application in different alpha activities in sleep. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 76(3):222 – 234.
- Schürmann, M. and Başar, E. (2001). Functional aspects of alpha oscillations in the eeg. *International Journal of Psychophysiology*, 39(2-3):151–158.
- Seo, S.-H. and Lee, J.-T. (2010). Stress and eeg. In *Convergence and hybrid information technologies*. InTech.
- Shaw, J. C. (1984). Correlation and coherence analysis of the eeg: a selective tutorial review. *International Journal of Psychophysiology*, 1(3):255–266.
- Smit, D., Posthuma, D., Boomsma, D., and De Geus, E. (2005). Heritability of background eeg across the power spectrum. *Psychophysiology*, 42(6):691–697.
- Smith, S. (2013). *Digital signal processing: a practical guide for engineers and scientists*. Elsevier.
- Srinivasan, R., Winter, W. R., Ding, J., and Nunez, P. L. (2007). Eeg and meg coherence: measures of functional connectivity at distinct spatial scales of neocortical dynamics. *Journal of neuroscience methods*, 166(1):41–52.
- Stoica, P. and Moses, R. (2005). Spectral analysis of signals. *Prentice Hall*.
- Stroop, J. R. (1935). Studies of interference in serial verbal reactions. *Journal of experimental psychology*, 18(6):643.

- Taylor, F. (2011). *Digital filters: principles and applications with MATLAB*, volume 30. John Wiley & Sons.
- Teplan, M. et al. (2002). Fundamentals of eeg measurement. *Measurement science review*, 2(2):1–11.
- Thatcher, R., North, D., and Biver, C. (2005). Eeg and intelligence: Relations between eeg coherence, eeg phase delay and power. *Clinical Neurophysiology*, 116(9):2129 – 2141.
- Tyner, F. S., Knott, J. R., and Mayer, W. B. (1989). *Fundamentals of EEG technology: Clinical correlates*, volume 2. Lippincott Williams & Wilkins.
- Warner, S. (2013). Cheat sheet for neurofeedback. *Article, Florida*.
- Welch, P. (1967a). The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on audio and electroacoustics*, 15(2):70–73.
- Welch, P. (1967b). The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on audio and electroacoustics*, 15(2):70–73.
- Wikipedia (2019). 10–20 system (eeg) — Wikipedia, the free encyclopedia. Available in : [https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9320\\_system\\_\(EEG\)](https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9320_system_(EEG)). Access in: 5-February-2019.
- Xu, Y., Haykin, S., and Racine, R. J. (1999). Multiple window time-frequency distribution and coherence of eeg using slepian sequences and hermite functions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(7):861–866.
- Zeitlhofer, J., Anderer, P., Obergottsberger, S., Schimicek, P., Lurger, S., Marschnigg, E., Saletu, B., and Deecke, L. (1993). Topographic mapping of eeg during sleep. *Brain topography*, 6(2):123–129.
- Zheng, C., Zhou, M., and Li, X. (2008). On the relationship of non-parametric methods for coherence function estimation. *Signal Processing*, 88(11):2863–2867.