

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
DE MINAS GERAIS – *CAMPUS* AVANÇADO IPATINGA
BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

João Victor Dias Galdino e Marllon Dayvid Fernandes Lima

**MAPEAMENTO DO ESCALPO PARA DETECÇÃO DE RESPOSTAS AUDITIVAS A
PARTIR DE DETECTORES OBJETIVOS DE RESPOSTA MULTIVARIADOS**

Ipatinga

2024

JOÃO VICTOR DIAS GALDINO E MARLLON DAYVID FERNANDES LIMA

**MAPEAMENTO DO ESCALPO PARA DETECÇÃO DE RESPOSTAS AUDITIVAS A
PARTIR DE DETECTORES OBJETIVOS DE RESPOSTA MULTIVARIADOS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso Bacharelado em Engenharia Elétrica do
Instituto Federal de Minas Gerais – *Campus*
Avançado Ipatinga para obtenção do grau de
bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Felipe Antunes

Ipatinga

2024

G146m Galdino, João Victor Dias; Lima, Marllon Dayvid Fernandes.

Mapeamento do escalpo para detecção de respostas auditivas a partir de detectores objetivos de resposta multivariados. João Victor Dias Galdino; Marllon Dayvid Fernandes Lima. – 2024.

46f.;il.

Orientador: Felipe Antunes.

Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) – Instituto Federal de Minas Gerais. *Campus* Ipatinga, 2024.

1.Eletroencefalograma. 2.Bioelétricos. 3.Audiometria. I. Antunes, Felipe. II. Instituto Federal de Minas Gerais – *Campus* Ipatinga. III. Título.

CDD 610.28

Catálogo: Rejane Valéria Santos - CRB-6/2907

João Victor Dias Galdino e Marllon Dayvid Fernandes Lima

**MAPEAMENTO DO ESCALPO PARA DETECÇÃO DE RESPOSTAS AUDITIVAS A
PARTIR DE DETECTORES OBJETIVOS DE RESPOSTA MULTIVARIADOS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso Bacharelado em Engenharia Elétrica do
Instituto Federal de Minas Gerais – *Campus*
Avançado Ipatinga para obtenção do grau de
bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Felipe Antunes

Aprovado em: 26/ 11/ 2024 pela banca examinadora:

Leonardo Bonato Felix

Tiago Zanotelli

Dedicamos esta monografia aos nossos amados pais, maiores incentivadores e fontes inesgotáveis de apoio, amor e compreensão.

AGRADECIMENTOS

Gostaríamos de expressar nossa profunda gratidão a todas as pessoas que contribuíram para a realização deste Trabalho de Conclusão de Curso. Em primeiro lugar, agradecemos a Deus, por nos dar forças e sabedoria durante toda a nossa jornada acadêmica.

Aos nossos familiares, que nos apoiaram incondicionalmente, oferecendo palavras de encorajamento nos momentos mais difíceis e celebrando nossas conquistas. Agradecemos especialmente aos nossos pais, por acreditarem em nosso potencial e por todo o amor e suporte emocional.

Gostaríamos de agradecer, com especial carinho, ao nosso orientador, Felipe Antunes, por toda a paciência, orientação e valiosas contribuições ao longo deste projeto. Suas sugestões e conselhos foram essenciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos nossos colegas de curso, que compartilharam dessa caminhada acadêmica conosco, proporcionando um ambiente de aprendizado e crescimento mútuo. A troca de experiências e conhecimentos com vocês foi fundamental para o nosso crescimento.

Por fim, agradecemos a todos os professores e funcionários do IFMG *Campus* Ipatinga por todo o apoio e ensinamentos transmitidos ao longo desses anos. Sem vocês, esta jornada não seria possível.

“Se eu vi mais longe, foi porque estava sobre os ombros de gigantes”.

Isaac Newton

RESUMO

Este trabalho investigou as Respostas Auditivas em Regime Permanente (ASSR), as quais são potenciais bioelétricos gerados no cérebro por estímulos sonoros. Utilizadas na audiometria tonal automática, as ASSRs dispensam respostas comportamentais dos pacientes, sendo especialmente úteis quando a cooperação é limitada, como em bebês. Tons modulados em amplitude são comumente usados para evocar ASSRs, e sua detecção é realizada estatisticamente por detectores objetivos, como a magnitude quadrática da coerência (MSC), a medida de componente síncrona (CSM) e o teste F local (STF). Detectores multivariados, como a magnitude quadrática da coerência multivariada (MMSC), a medida de componente síncrona multivariada (MCSM) e o teste F local multivariado (MLFT), analisam múltiplos sinais do eletroencefalograma (EEG), e sua eficácia depende da relação sinal-ruído (SNR). Para prever automaticamente os limiares auditivos, é necessário detectar ASSRs com SNRs muito baixas. Este projeto comparou o desempenho da MMSC e MCSM na detecção de ASSRs nas regiões do escalpo que evocam as maiores amplitudes, utilizando um modelo de algoritmo genético para mapear essas áreas e uma heurística para otimizar as combinações de eletrodos. Os resultados destacaram a superioridade da MCSM em relação à MMSC nas melhores combinações de eletrodos, além da influência da defasagem e da correlação entre os sinais de EEG no desempenho dos detectores.

Palavras-chave: Respostas Auditivas em Regime Permanente. Eletroencefalograma. Detectores Objetivos de Resposta Multivariados.

ABSTRACT

This study investigated Auditory Steady-State Responses (ASSR), which are bioelectrical potentials generated in the brain by sound stimuli. Used in automatic tonal audiometry, ASSRs do not require behavioral responses from patients, making them particularly useful when cooperation is limited, such as in infants. Amplitude-modulated tones are commonly used to evoke ASSRs, and their detection is performed statistically by objective detectors, such as magnitude-squared coherence (MSC), synchronized component measure (CSM), and local F-test (STF). Multivariate detectors, such as multivariate magnitude-squared coherence (MMSC), multivariate synchronized component measure (MCSM), and multivariate local F-test (MLFT), analyze multiple electroencephalogram (EEG) signals, and their effectiveness depends on the signal-to-noise ratio (SNR). To automatically predict auditory thresholds, ASSRs must be detected at very low SNRs. This project compared the performance of MMSC and MCSM in detecting ASSRs in scalp regions that evoke the highest amplitudes, using a genetic algorithm model to map these areas and a heuristic to optimize electrode combinations. The results highlighted the superiority of MCSM over MMSC in the best electrode combinations, as well as the influence of phase delay and EEG signal correlation on the detectors' performance.

Keywords: Steady-State Auditory Responses. Electroencephalogram. Multivariate Objective Response Detectors.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Representação esquemática do exame de audiometria tonal automática	16
Figura 2 - a) Eletroencefalógrafo BrainNet BNT 36. b) Fone de inserção (EA-RTone 5A, Aearo Technologies). c) Posições do escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20..	20
Figura 3 - Taxa de detecção em função do número de sinais, sendo a figura à esquerda para dados simulados e à direita para dados reais. As curvas da MCSM e MMSC são apresentadas, respectivamente, em azul e em laranja.	22
Figura 4 - Taxa de detecção em função da defasagem angular para $N = 2$ sinais	23
Figura 5 - A Taxa de detecção representada pelo gradiente de cores em função da variação da defasagem angular. A defasagem angular de um dos sinais manteve-se constante enquanto a defasagem dos outros dois sinais foi variada.....	23
Figura 6 - Representação gráfica do algoritmo genético.	26
Figura 7 - Mapeamento das estimativas das amplitudes da ASSR. Em vermelho está representada a região de maior potencial evocado e em azul as regiões de menor potencial. As maiores ASSRs apresentam as maiores diferenças de potencial.	28
Figura 8 - Taxa de detecção em função do número de sinais. O gráfico da esquerda representa dados reais sem correção de fase e o da direita dados reais com correção de fase.	29
Figura 9 - Representação gráfica da Heurística adotada no projeto.	31
Figura 10 - Área sob a curva ROC da MMSC e MCSM em função do número de sinais para dados reais.	36
Figura 11 - Taxa falso positivo em função de cada conjunto N de sinais das melhores derivações bipolares. Os limites da faixa de confiança compreendem as linhas tracejadas paralelas.	37
Figura 12 - Taxa de detecção em função da correlação para diferentes valores de N.....	38

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Apresenta a quantidade de combinações calculadas usando e não usando a heurística.....	31
Tabela 2 - Melhores derivações bipolares em relação à AROC para a MMSC e MCSM.	32

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ASSR - *Auditory Steady-State Response*

EEG - *Eletroencefalograma*

ORD - *Objective Response Detector*

CSM - *Component Synchrony Measure*

MSC - *Magnitude-Squared Coherence*

SFT - *Spectral F Test*

MORD - *Multivariate Objective Response Detector*

MMSC - *Multiple Magnitude-Squared Coherence*

MCSM - *Multiple Component Synchrony Measure*

MLFT - *Multiple Local F-test*

SNR - *Signal-to-Noise Ratio*

AROC - *Área abaixo da curva ROC*

ROC - *Receiver Operating Characteristic*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	13
1.1. Justificativa	14
1.2. Objetivos	15
<i>1.2.1. Objetivo geral</i>	<i>15</i>
<i>1.2.2. Objetivos específicos</i>	<i>15</i>
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
2.1. Audiometria tonal	15
2.2. Audiometria tonal automática	15
3. DESENVOLVIMENTO	16
3.1. Metodologia	16
<i>3.1.1. Detectores objetivos de resposta (ORD)</i>	<i>16</i>
<i>3.1.2. Detectores objetivos de resposta multivariados (MORD)</i>	<i>17</i>
<i>3.1.3. Dados simulados</i>	<i>19</i>
<i>3.1.4. Dados reais</i>	<i>20</i>
3.2. RESULTADOS E DISCUSSÕES	21
<i>3.2.1. Desempenho da MMSC e MCSM em dados simulados e reais</i>	<i>21</i>
3.2.1.1. Problema da fase na MCSM.....	22
<i>3.2.2. Mapeamento da ASSR</i>	<i>24</i>
3.2.2.1. Solução do problema da fase na MCSM	28
<i>3.2.3. Identificação das melhores derivações</i>	<i>29</i>
3.2.3.1. Heurística	30
3.2.3.2. Desempenho das melhores derivações para MMSC e MCSM	36
<i>3.2.4. Efeito da correlação sobre os detectores</i>	<i>37</i>
4. TRABALHOS FUTUROS	38
5. CONCLUSÕES	39
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	40
7. ANEXOS:	43
7.1. ANEXO I: Relação entre amplitude da ASSR e SNR	43
7.2. ANEXO II: Simulação de sinais correlacionados	43
7.3. ANEXO III: Códigos	44

1. INTRODUÇÃO

Um dos exames normalmente utilizados para a determinação do tipo e do grau da perda auditiva de um indivíduo é a audiometria tonal. Este exame necessita de uma resposta comportamental do paciente para obter os limiares auditivos a tons puros. Por depender de um feedback do indivíduo, não é possível realizar em pacientes que não conseguem cooperar, como em bebês, crianças e pessoas com alguma deficiência mental. Para estes casos, técnicas audiométricas objetivas foram desenvolvidas. Dentre elas, existem as técnicas baseadas na detecção de potenciais evocados por estímulos sonoros (CHIAPPA, 1997).

A resposta auditiva em regime permanente (ASSR, do inglês *Auditory Steady-State Response*) é um exemplo de potencial evocado usado para a predição objetiva de limiares auditivos (Sininger et al., 2018; Michel and Jorgensen, 2017, Picton et al. 2003). Uma ASSR é um potencial bioelétrico evocado no cérebro devido a estímulos sonoros repetidos a uma taxa elevada de modo que as respostas a cada estímulo se sobreponham. A ASSR evocada por tons modulados em amplitude é caracterizada por um aumento de energia nas frequências moduladoras (e seus harmônicos) no espectro de potência do eletroencefalograma (EEG) (Dolphin e Mountain, 1992).

A presença ou a ausência de uma ASSR pode ser determinada estatisticamente através de detectores objetivos de respostas (ORD – do inglês *Objective Response Detector*) aplicados nos sinais do EEG. Os ORDs são testes de hipótese estatísticos, nos quais a ausência de ASSR corresponde à Hipótese Nula e o teste é feito assumindo um nível de significância desejado. Existem vários ORDs na literatura para a detecção de ASSR, como a magnitude quadrática da coerência (MSC – do inglês *Magnitude-Squared Coherence*), que utiliza amplitude e fase das componentes espectrais estimadas em janelas do sinal do EEG (Dobie et al, 1989); a medida de componente síncrona (CSM – do inglês *Component Synchrony Measure*), que utiliza apenas as informações de fase (Cebulla et al, 2006); o teste F local (SFT – do inglês *Spectral F Test*) que utiliza apenas as informações de magnitude (Fisher, 1929), entre outros.

Além dos ORDs, também podem ser utilizados os detectores objetivos de resposta multivariados (MORD - do inglês *Multivariate Objective Response Detector*). Os MORDs se destacam por apresentar taxa de detecção da ASSR superior em relação aos ORDs, uma vez que compreendem múltiplos sinais do EEG em suas aplicações. Este fato foi verificado em (Miranda de Sá et al., 2004) para a magnitude quadrática da coerência multivariada (MMSC - do inglês *Multiple Magnitude-Squared Coherence*), por (Miranda de Sá e Felix, 2003) através

da medida de componente síncrona multivariada (MCSM - do inglês *Multiple Component Synchrony Measure*) e em (Rocha et al., 2016) pelo teste F local multivariado (MLFT- do inglês *Multiple Local F-test*). Sendo assim, priorizou-se a aplicação dos MORDs neste trabalho.

Nos sinais do EEG, além da ASSR, também são coletados os potenciais elétricos de toda a atividade cerebral de fundo. Então, os MORDs precisam ser capazes de identificar a presença das ASSRs em sinais ruidosos. O poder de detecção dos MORDs será maior quanto maior for a relação sinal-ruído (SNR – do inglês *Signal-to-Noise Ratio*), sendo que a SNR corresponde à relação entre a energia da ASSR em relação à energia do ruído de fundo do EEG. Neste sentido, os melhores MORDs são aqueles que conseguem manter uma alta probabilidade de detecção mesmo em baixas SNR.

1.1. Justificativa

Segundo a Organização Mundial de Saúde, cerca de 430 milhões de pessoas no mundo sofrem de algum distúrbio auditivo, sendo que 34 milhões delas são crianças (OMS, 2021). A redução ou reversão dessas deficiências auditivas pode ser mais eficaz quando o problema é detectado precocemente, seja por meio de tratamentos especializados, próteses auditivas ou implantes cocleares.

A detecção precoce de deficiências auditivas é fundamental para melhorar a qualidade de vida de milhões de pessoas que sofrem de algum tipo de perda auditiva (Yoshinaga-Itano et al, 1998). A audiometria tonal, embora amplamente utilizada, não é viável para certos grupos de pacientes, como bebês ou pessoas com deficiências cognitivas, devido à impossibilidade de uma resposta comportamental voluntária ao estímulo sonoro. A fim de solucionar este problema, utilizam-se técnicas objetivas de avaliação auditiva, como a ASSR, que fornece uma resposta através dos sinais do EEG.

A importância desse estudo reside na análise e aplicação dos MORDs, que apresentam melhor desempenho na detecção da ASSR em comparação aos detectores tradicionais (Miranda de Sá e Felix, 2003). A pesquisa contribui diretamente para o avanço das técnicas diagnósticas em audiometria tonal automática, melhorando a capacidade de identificar perdas auditivas em indivíduos que não podem colaborar ativamente com o exame convencional, proporcionando um diagnóstico mais acessível e preciso.

Este trabalho se justifica pela necessidade de melhorar as técnicas de detecção de potenciais evocados auditivos, contribuindo para uma análise mais eficiente e precisa em contextos clínicos, com potencial para otimizar a intervenção precoce em deficiências auditivas.

1.2. Objetivos

1.2.1. *Objetivo geral*

- Comparar o desempenho da MMSC e da MCSM na detecção da ASSR em dados simulados e em dados reais de EEG.

1.2.2. *Objetivos específicos*

- Identificar as melhores derivações bipolares para serem aplicadas na MMSC e MCSM;
- Identificar o efeito da defasagem entre os sinais do EEG no desempenho da MMSC e da MCSM;
- Identificar o efeito da correlação entre os sinais do EEG no desempenho da MMSC e da MCSM.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Audiometria tonal

Segundo Lopes (apud ZANOTELLI, 2020, p. 7) a audiometria é um exame comportamental que avalia a integridade do sistema auditivo do paciente, estimando o grau da perda auditiva em cada ouvido. O exame é não invasivo e é realizado em uma cabine acusticamente isolada, onde tons puros, de frequência e intensidade variáveis, são aplicados por meio de fones de ouvido no paciente, que precisa voluntariamente acusar se está ouvindo ou não, seja levantando a mão ou apertando um botão. Devido à necessidade de resposta comportamental do paciente, o exame é considerado subjetivo.

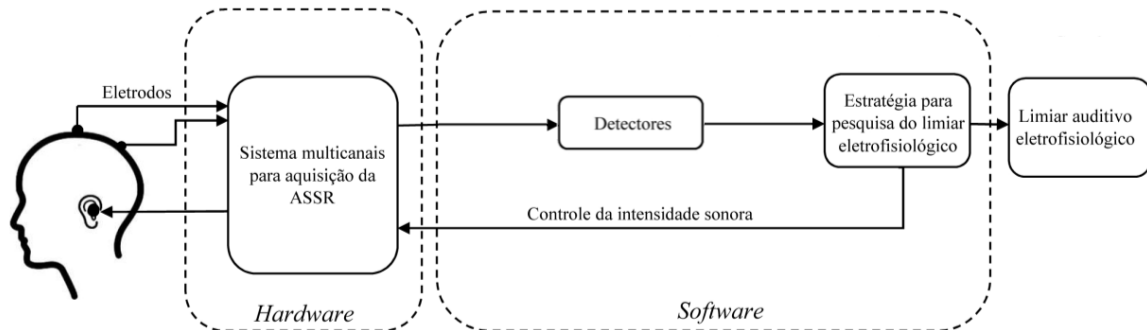
Inicialmente os tons são aplicados com alta intensidade e à medida que o paciente reage positivamente ao estímulo, a intensidade é reduzida de modo a identificar a menor amplitude de sinal que o paciente consegue ouvir naquela frequência. Esse processo é repetido para diferentes valores de frequência, possibilitando a construção do audiograma e a identificação do limiar auditivo.

2.2. Audiometria tonal automática

A audiometria tonal automática é uma forma objetiva de realizar o exame de audiometria tonal. Utilizando os sinais do EEG, é possível captar os potenciais elétricos evocados no escalpo do paciente em resposta ao estímulo sonoro. Os dados do EEG são submetidos a detectores objetivos de resposta, uni ou multivariados, que serão tratados nos tópicos 3.1.1 e 3.1.2, os quais permitem, de forma objetiva, determinar se o paciente consegue

ouvir ou não consegue ouvir o estímulo aplicado. A Figura 1 é um esquema do exame de audiometria automática.

Figura 1 - Representação esquemática do exame de audiometria tonal automática



Fonte: Adaptado de Zanotelli, T. (2020). Audiometria automática por meio da estratégia de detecções mínimas consecutivas baseados em simulação de Monte Carlo e detectores multivariáveis usando respostas auditivas em regime permanente na banda de 80 Hz.

O exame pode ser realizado de forma online, na qual o EEG é captado e o limiar auditivo eletrofisiológico é determinado simultaneamente. Cada bloco apresentado na Figura 1 é uma área de pesquisa que pode contribuir para a otimização do exame, seja reduzindo seu tempo ou aumentando sua precisão. O objeto de estudo deste trabalho está relacionado à melhoria do desempenho dos detectores multivariados MMSC e MCSM.

3. DESENVOLVIMENTO

3.1. Metodologia

3.1.1. Detectores objetivos de resposta (ORD)

Os ORDs são testes estatísticos que se baseiam na rejeição da hipótese nula (ausência de resposta). Os ORDs que apresentam melhores desempenhos em termos de detecção de ASSR possuem estatísticas calculadas em função das componentes espectrais estimadas do EEG nas frequências moduladoras do estímulo sonoro. Na hipótese nula, pressupõe-se que os sinais do EEG exibem características de ruído branco gaussiano, permitindo a determinação dos valores críticos a serem empregados nos ORDs. A detecção da ASSR é observada quando o valor calculado para a estatística da técnica ORD excede o valor crítico. A seguir são descritas as equações que calculam a estatística de diferentes ORDs:

A magnitude quadrática da coerência (MSC) entre o sinal de estimulação (sinal sonoro) e o EEG pode ser estimada apenas em função do EEG, uma vez que o sinal sonoro é

determinístico e pode ser escolhido de tal forma a ser o mesmo em cada janela. Assim, a estimativa da MSC para o sinal do EEG $y[n]$ pode ser obtido como (Miranda de Sá et al, 2004):

$$MSC(f_m) = \frac{|\sum_{i=1}^M Y_i(f_m)|^2}{M \sum_{i=1}^M |Y_i(f_m)|^2}, \quad (1)$$

onde, f_m é a frequência moduladora do estímulo sonoro e $Y_i(f_m)$ é a estimativa da componente espectral da i -ésima janela do sinal do EEG $y[n]$, em que foi dividido em M janelas não sobrepostas.

O valor crítico da MSC pode ser calculado a partir da expressão (Miranda de Sá, 2004):

$$MSC_{crit} = 1 - \alpha^{1/(M-1)}, \quad (2)$$

onde α é o nível de significância do teste.

Diferentemente da MSC, que utiliza tanto a magnitude quanto a fase das componentes espectrais, a medida de componente síncrona (CSM) utiliza somente a informação da fase. A CSM pode ser obtida da seguinte forma (Miranda de Sá e Felix, 2003):

$$CSM(f_m) = \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \cos(\theta_i(f_m)) \right]^2 + \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sin(\theta_i(f_m)) \right]^2, \quad (3)$$

onde $\theta_i(f_m)$ é a fase da componente espectral da i -ésima janela do sinal do EEG $y[n]$.

O valor crítico da CSM pode ser determinado através da equação (Miranda de Sá e Felix, 2003):

$$CSM_{crit} = \frac{X_{2,\alpha}^2}{2M}, \quad (4)$$

onde $X_{2,\alpha}^2$ é o valor crítico da distribuição qui-quadrado com 2 graus de liberdade e um nível de significância α .

3.1.2. Detectores objetivos de resposta multivariados (MORD)

Além dos ORDs, existem os MORDs. Estes também são testes estatísticos baseados na rejeição da hipótese nula (ausência de resposta), mas se diferenciam pela aplicação simultânea em 2 ou mais sinais do EEG. Entre os MORDs, aqueles que demonstram melhor desempenho baseiam-se em análises das componentes espectrais estimadas do EEG nas frequências moduladoras do estímulo sonoro. Na hipótese nula, é assumido que os sinais do

EEG exibem características de ruído branco gaussiano, o que permite a determinação dos valores críticos a serem aplicados nos MORDs. A detecção da ASSR ocorre quando o valor calculado para o MORD excede o valor crítico. Abaixo estão detalhadas as equações que determinam a estatística para diferentes MORDs:

A magnitude quadrática da coerência multivariada (MMSC) compreende a amplitude e fase dos sinais do EEG. Ela pode ser estimada apenas em função do EEG, uma vez que o sinal sonoro é determinístico e pode ser escolhido de tal forma a ser o mesmo em cada janela. Assim, a estimativa da MMSC para o sinal do EEG $y[n]$ pode ser obtido como (Miranda de Sá et al, 2004):

$$MMSC(f_m) = \frac{V^H \hat{S}_{yy}^{-1} V}{M}, \quad (5)$$

onde

$$V^H(f_m) = [\sum_{i=1}^M Y_{i1}(f_m) \sum_{i=1}^M Y_{i2}(f_m) \dots \sum_{i=1}^M Y_{iN}(f_m)], \quad (6)$$

" V^H " representa o operador hermitiano, enquanto $Y_{ij}(f_0)$ ($j = 1, 2, \dots, N$) denota a componente espectral da i -ésima janela do j -ésimo sinal de EEG na frequência moduladora do estímulo sonoro, e \hat{S}_{yy} corresponde à matriz de espectro cruzado de N sinais na frequência moduladora do sinal sonoro (f_m). Quando $N = 1$, a expressão para a MMSC é equivalente à MSC (Miranda de Sá et al., 2002).

O valor crítico calculado para a MMSC é obtido através da expressão (Miranda de Sá et al., 2004):

$$MMSC_{crit} = \frac{F_{crit_{\alpha, 2N, 2(M-N)}}}{\frac{(M-N)}{N} + F_{crit_{\alpha, 2N, 2(M-N)}}}, \quad (7)$$

onde $F_{crit_{\alpha, 2N, 2(M-N)}}$ significa a distribuição F acumulada inversa com $2N$ e $2(M - N)$ graus de liberdade e nível de significância igual a α .

A medida de componente síncrona multivariada (MCSM), por outro lado, utiliza somente a informação da fase dos sinais do EEG. A MCSM pode ser obtida a partir de N sinais da seguinte forma (Miranda de Sá e Felix, 2003):

$$MCSM(f_m) = \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \cos(\bar{\theta}_i(f_m)) \right]^2 + \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sin(\bar{\theta}_i(f_m)) \right]^2 \quad (8)$$

onde $\bar{\theta}_i(f_m)$ é a média, calculada por:

$$\bar{\theta}_i(f_m) = \begin{cases} \tan^{-1}\left(\frac{\bar{S}_i}{\bar{C}_i}\right), & \text{se } \bar{C}_i \geq 0 \\ \tan^{-1}\left(\frac{\bar{S}_i}{\bar{C}_i}\right) + \pi, & \text{se } \bar{C}_i < 0 \end{cases} \quad (9)$$

sendo $\bar{C}_i = \left(\frac{1}{N}\right)\sum_{j=1}^N \cos(\theta_{ij}(f_m))$, $\bar{S}_i = \left(\frac{1}{N}\right)\sum_{j=1}^N \sin(\theta_{ij}(f_m))$ e θ_{ij} o ângulo de fase da componente espectral da i -ésima janela do j -ésimo sinal de EEG na frequência moduladora do estímulo. Para o caso de $N = I$, a expressão da MCSM equivale a CSM.

O valor crítico da MCSM pode ser determinado a partir de simulações de Monte Carlo. Esse processo corresponde à aplicação da MCSM sobre a condição de hipótese nula (H_0), a qual compreende apenas o ruído branco gaussiano. O valor crítico é obtido após o cálculo da MCSM em vários ruídos diferentes e encontrado o percentil de acordo com o nível de significância desejado.

3.1.3. Dados simulados

Sinais sintéticos podem ser gerados pela adição de um sinal discreto senoidal a um ruído branco gaussiano com média zero e variância σ_n^2 , onde o ruído representa todo o ruído de fundo do EEG e o sinal senoidal representa a ASSR, conforme equação 10:

$$y = A \cos(2\pi f_m t + \phi) + \text{Ruído}, \quad (10)$$

sendo f_m a frequência moduladora do estímulo sonoro, ϕ a fase da ASSR e t um vetor de tempo correspondente aos instantes de amostragem. Para gerar os sinais de EEG com uma SNR desejada, utilizou-se a equação 11, demonstrada no Anexo I, que relaciona a amplitude A da ASSR com a SNR desejada para o sinal da derivação bipolar:

$$A = \sigma_n \sqrt{2SNR}, \quad (11)$$

onde σ_n é o desvio padrão do ruído de fundo do EEG. A SNR da equação 11 não é a SNR em decibéis, contudo, esses dois parâmetros se relacionam segundo a equação 12:

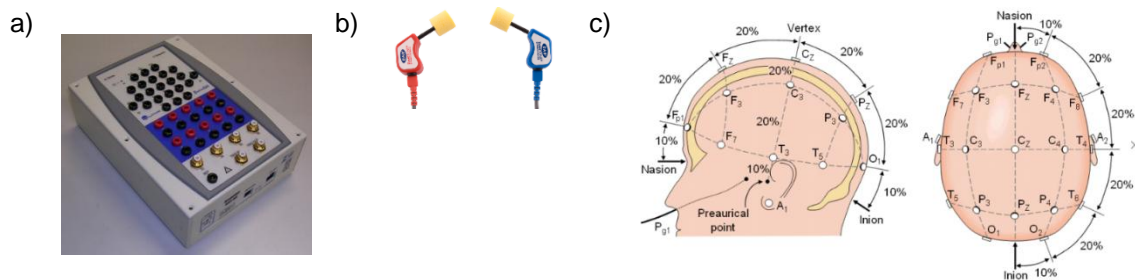
$$SNR = 10^{\frac{SNR_{dB}}{10}}. \quad (12)$$

Portanto, a equação 11 calcula a amplitude A da ASSR para uma SNR desejada. Essa amplitude é usada na equação 10 para gerar uma senoide de amplitude A que é somada a um ruído branco gaussiano que simula o ruído de fundo do cérebro. O resultado é um sinal que representa uma derivação bipolar do EEG com SNR conhecida. Os dados simulados foram gerados e trabalhados no software Matlab. Para gerar sinais com correlação conhecida, usou-se a fatoração de Cholesky, a qual está descrita no Anexo II.

3.1.4. Dados reais

O banco de dados real de EEG foi disponibilizado pelo Núcleo Interdisciplinar de Análise de Sinais – NIAS, localizado na Universidade Federal de Viçosa – UFV, e coletado de acordo com um protocolo aprovado pelo comitê de ética local (UFV/CAEE: 56346916.4.00005153). Os dados foram coletados em uma cabine acusticamente isolada. Para a aquisição do EEG foram posicionados 23 eletrodos de prata/cloreto de prata conectados a um amplificador de sinais biológicos (BrainNet BNT 36, Figura 2-a)). Os estímulos foram gerados via Matlab e transmitidos por meio de um cabo blindado acoplado a um fone de inserção (EA-RTone 5A, Aearo Technologies Figura, 2-b)). Este banco de dados consiste em 5 sessões de coleta em 5 indivíduos. Em cada sessão foram coletados os sinais de 22 eletrodos que foram posicionados no escalpo dos indivíduos de acordo com o sistema internacional 10-20, com referência ao eletrodo Cz, como mostra a Figura 2-c). Os sinais foram coletados durante estimulação auditiva de tom AM na orelha direita com portadora em 1 kHz, moduladora em 37,59375 Hz, intensidade de 70 dB e foram amostrados em uma frequência de amostragem de 601,5 Hz. Cada sessão teve uma duração de aproximadamente 1 minuto e 23 segundos, o que resultou em sinais com 50176 amostras.

Figura 2 - a) Eletroencefalógrafo BrainNet BNT 36. b) Fone de inserção (EA-RTone 5A, Aearo Technologies). c) Posições do escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20.



Fonte: SHRIRAM, Revati; SUNDHARARAJAN, Mahalingam; DAIMIWAL, Nivedita. EEG based cognitive workload assessment for maximum efficiency. Int. Organ. Sci. Res. IOSR, v. 7, p. 34-38, 2013.

Com o objetivo de abranger uma ampla faixa de SNR, todas as derivações bipolares possíveis com os 22 eletrodos foram utilizadas. Isto se deve ao fato de que a ASSR evocada em cada derivação bipolar apresentará amplitudes distintas. As derivações bipolares correspondem à diferença de potencial entre duas posições distintas do couro cabeludo, sendo calculadas pela diferença matemática dos sinais coletados com relação ao Cz. Foi calculado um total de 231 derivações bipolares em cada sessão, utilizando as 22 posições dos eletrodos. Considerando a participação dos 5 voluntários ao longo de 5 sessões, temos um conjunto total de 5775 sinais

de EEG disponíveis para a detecção de ASSR. Antes de usá-los no projeto, os dados reais foram submetidos a um filtro Notch de 60 Hz para evitar interferências da rede elétrica.

3.2. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados deste trabalho foram divididos da seguinte forma:

Na seção 3.2.1, foram verificados o desempenho da MMSC e da MCSM em dados simulados e em todas as derivações bipolares disponíveis nos dados reais. Além disso, foi realizada uma análise sobre o efeito da defasagem entre os sinais simulados no desempenho das MORDs.

Na seção 3.2.2, é apresentada uma estratégia para obter o mapeamento da amplitude da ASSR sobre o escalpo, proporcionando uma visão detalhada da distribuição espacial das respostas auditivas no couro cabeludo.

Na seção 3.2.3, é apresentada uma heurística para a obtenção das melhores derivações bipolares a serem aplicadas nos MORDs, com o objetivo de otimizar a detecção da ASSR.

Por fim, na seção 3.2.4, é analisado o efeito da correlação sobre o desempenho da MMSC e da MCSM em relação à taxa de detecção, investigando como a correlação entre sinais pode influenciar o desempenho das MORDs.

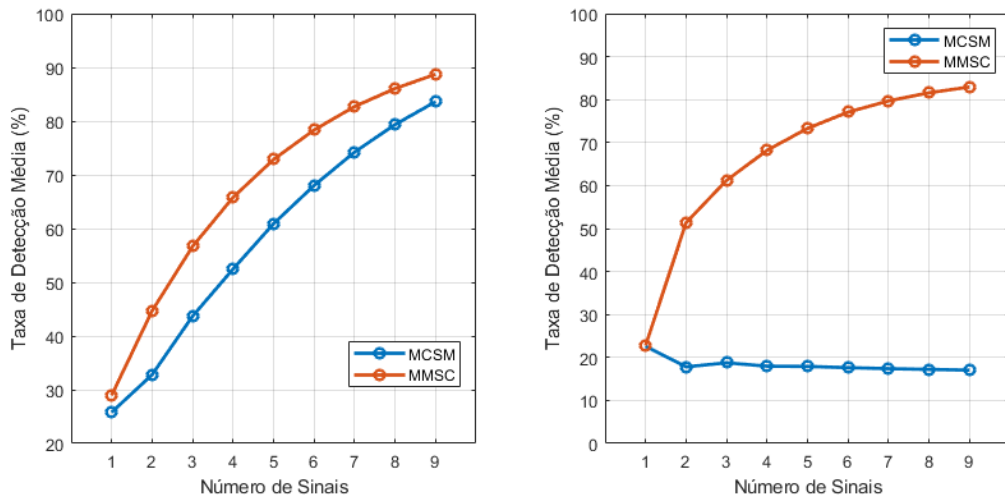
3.2.1. *Desempenho da MMSC e MCSM em dados simulados e reais*

Para cumprir o objetivo do trabalho de comparar os MORDs, utilizou-se a taxa de detecção como parâmetro comparativo. As taxas de detecção foram calculadas para um nível de significância de 0,01 em dados simulados e reais.

Em dados simulados, a taxa de detecção foi calculada por meio de simulações de Monte Carlo com 1 milhão de repetições, em que para cada repetição foi escolhida de forma aleatória uma SNR no intervalo de -60 dB a -30 dB para cada sinal. A taxa de detecção foi calculada sobre as repetições.

Em dados reais, a taxa de detecção foi calculada por meio de 1 milhão de sorteios aleatórios com reposição das derivações para cada número de sinais. Cada sorteio foi feito de modo que as N derivações sorteadas pertencessem a um mesmo indivíduo e sessão. A taxa de detecção foi calculada sobre os 1 milhão de sorteios aleatórios, para $N = 2$ até $N = 9$ sinais.

Figura 3 - Taxa de detecção em função do número de sinais, sendo a figura à esquerda para dados simulados e à direita para dados reais. As curvas da MCSM e MMSC são apresentadas, respectivamente, em azul e em laranja.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

A Figura 3 apresenta dois gráficos comparando a taxa de detecção em função do número de sinais, com a figura à esquerda correspondendo a dados simulados e a figura à direita a dados reais. Em ambos os gráficos, são exibidas as curvas para os métodos MCSM (em azul) e MMSC (em laranja).

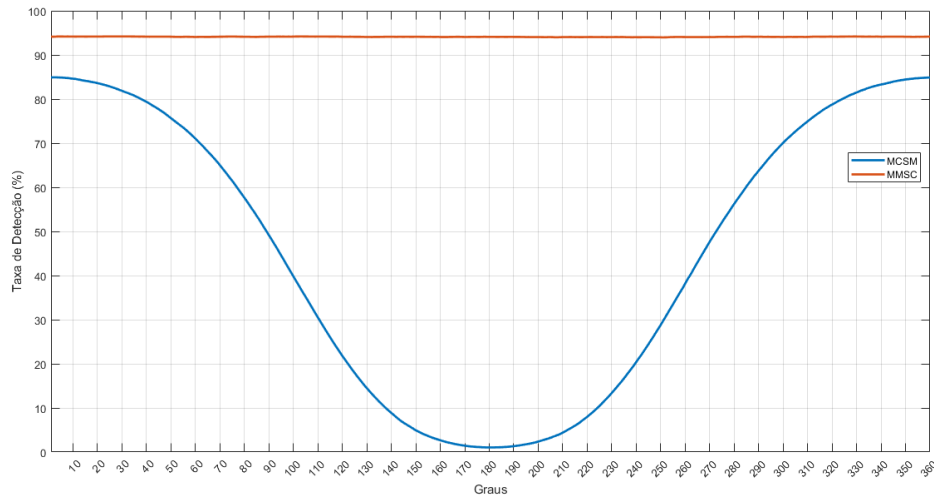
Nos dados simulados, à esquerda, a taxa de detecção de ambos os métodos aumenta gradualmente conforme o número de sinais cresce, com o MMSC mantendo uma taxa superior em relação ao MCSM. Para os dados reais, à direita, a curva do MMSC mantém uma taxa de detecção elevada, enquanto o MCSM permanece com uma taxa significativamente mais baixa, sem apresentar variação.

Deste modo, ao comparar as curvas para MCSM na Figura 3, apesar da MCSM oferecer um desempenho pior que a MMSC tanto em dados simulados quanto reais, verificou-se um desempenho muito pior para a MCSM em dados reais do que em dados simulados. Levantou-se a hipótese de que a defasagem entre os sinais tenha influência sobre o desempenho da MCSM.

3.2.1.1. Problema da fase na MCSM

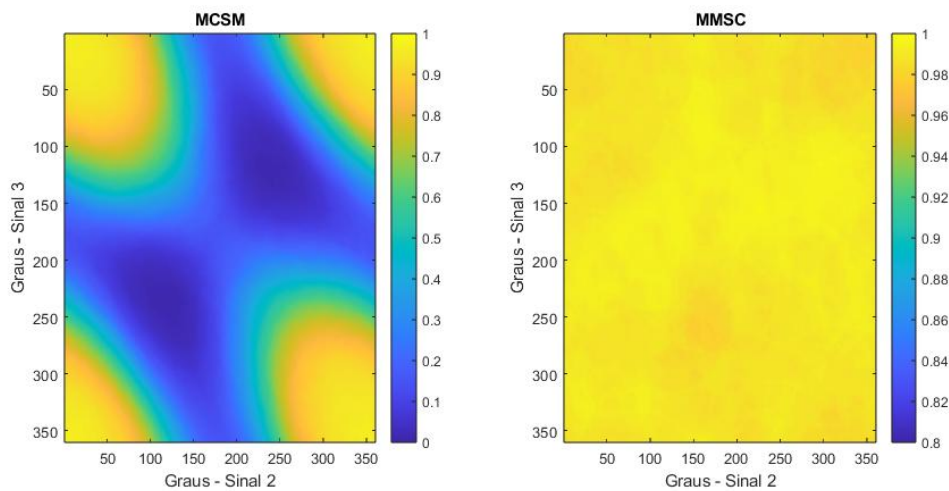
Para verificar a contribuição da defasagem na taxa de detecção, utilizou-se dados simulados para calcular a taxa de detecção, sempre mantendo um sinal com fase zero e variando os demais no intervalo de 0° a 360° . Esta estratégia foi adotada para verificar o efeito da defasagem na taxa de detecção para $N = 2$ e $N = 3$ sinais.

Figura 4 - Taxa de detecção em função da defasagem angular para $N = 2$ sinais



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

Figura 5 - A taxa de detecção representada pelo gradiente de cores em função da variação da defasagem angular. A defasagem angular de um dos sinais manteve-se constante enquanto a defasagem dos outros dois sinais foi variada.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

De acordo com as Figuras 4 e 5, para $N = 2$ e $N = 3$ sinais, a MCSM apresentou grande sensibilidade à defasagem angular, demonstrando grande perda de desempenho. A MMSC apresentou pouca sensibilidade à defasagem angular para $N = 2$ e $N = 3$ sinais, demonstrando pequenas variações na taxa de detecção mesmo em grandes defasagens. Com efeito, para dados simulados, qualquer defasagem piora o desempenho da MCSM independentemente do valor de N .

Nos dados reais, a defasagem entre as derivações é desconhecida. No entanto, mesmo que as derivações estejam em fase, se uma delas for multiplicada por -1 , a defasagem

umentará em 180 graus. Como as derivações foram selecionadas de forma aleatória para dados reais, há uma grande probabilidade de uma derivação estar multiplicada por -1 em relação à outra. Isso pode explicar o baixo desempenho da MCSM para dados reais. Para contornar esse problema, adotou-se a estratégia do mapeamento descrito na seção a seguir.

3.2.2. Mapeamento da ASSR

O processo de mapeamento adotado neste trabalho refere-se à identificação da amplitude da ASSR associada a cada uma das derivações sobre o escalpo.

Para isso, foi assumido que o ruído de fundo do EEG segue uma distribuição normal com média zero e variância σ_n^2 em todas as derivações bipolares e a ASSR pode ser representada por uma senoide com a amplitude A , assim o valor esperado da SNR é dado por:

$$E(SNR) = \frac{A^2}{2\sigma_n^2}. \quad (13)$$

A SNR de uma derivação bipolar pode ser estimada a partir da MSC, dada por (Miranda de Sá e Infantosi, 2002):

$$S\hat{N}R_f = \frac{MSC}{1-MSC} = \frac{L}{2} S\hat{N}R, \quad (14)$$

onde L é o número de amostras da janela (neste trabalho foi adotado $L = 1024$).

Desse modo, é possível estimar a amplitude da ASSR:

$$\hat{A} = \sigma_n \frac{2}{\sqrt{L}} \sqrt{\frac{MSC}{1-MSC}}, \quad (15)$$

Cada posição i do escalpo possui um potencial elétrico P_i em relação à ASSR. A amplitude da ASSR é obtida pela diferença de potencial entre duas posições do escalpo:

$$A_{ij} = |P_i - P_j|. \quad (16)$$

Pode-se estimar a amplitude da ASSR da derivação bipolar nas posições i e j a partir da MSC:

$$A_{ij} = |P_i - P_j| = \sigma_{nij} \frac{2}{\sqrt{L}} \sqrt{\frac{MSC_{ij}}{1-MSC_{ij}}}, \quad (17)$$

onde MSC_{ij} é a MSC da derivação bipolar relacionada às posições i e j e σ_{nij} pode ser estimado pelo desvio padrão do sinal da derivação bipolar. Assim, obtém-se o conjunto de equações a seguir:

$$\begin{aligned} |P_1 - P_2| &= A_{12} \\ |P_1 - P_3| &= A_{13} \\ &\vdots \\ |P_{N-1} - P_N| &= A_{N-1N} \end{aligned}$$

Para retirar o módulo, o lado esquerdo da expressão deverá ser multiplicado por 1 ou por -1. Então foi feito o seguinte ajuste para retirar o módulo do conjunto de equações:

$$\begin{aligned}v_1(P_1 - P_2) &= A_{12} \\v_2(P_1 - P_3) &= A_{13} \\&\vdots \\v_c(P_{N-1} - P_N) &= A_{N-1N}\end{aligned}$$

onde os termos v_i podem valer 1 ou -1.

Ao desenvolver o conjunto de equações no formato matricial:

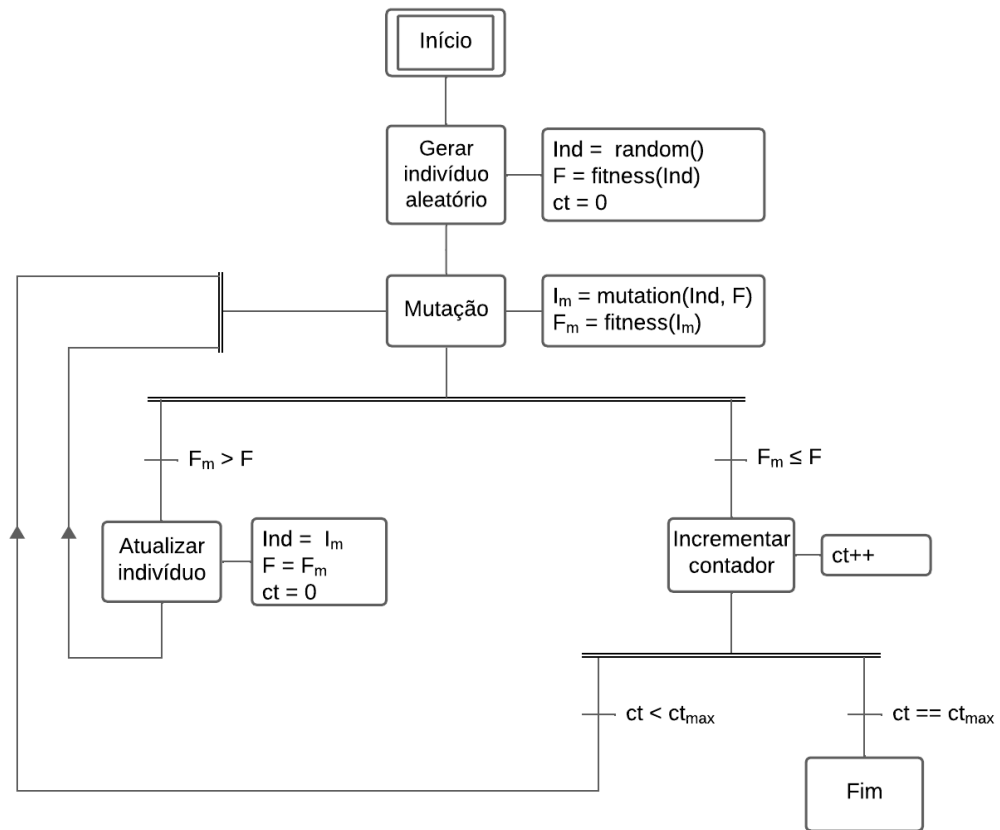
$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_c \end{bmatrix} .* \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ \vdots \\ P_{N-1} \\ P_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{12} \\ A_{13} \\ \vdots \\ A_{N-1N} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Simplificando:

$$v .* Mp = a, \quad (19)$$

onde o símbolo .* representa um produto ponto a ponto entre o vetor v e a matriz M . Esta operação consiste em multiplicar o primeiro elemento do vetor v pela primeira linha da matriz M , posteriormente, o segundo elemento de v pela segunda linha da matriz M e assim sucessivamente. Contudo, o vetor v é desconhecido, portanto, para determiná-lo, foi desenvolvida uma heurística baseada em um algoritmo genético representado pela Figura 6:

Figura 6 - Representação gráfica do algoritmo genético.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

O processo descrito inicia-se pela geraç o aleat ria dos genes de um indiv duo (Ind), onde cada elemento do vetor v , que representa o indiv duo e seus genes,   definido aleatoriamente atrav s da funç o $random()$. Os genes podem assumir valores 1 ou -1. Ap s essa definiç o, as caracter sticas de Ind s o avaliadas pela funç o $fitness(Ind)$. Para encontrar o vetor p , utiliza-se a equaç o 20, buscando minimizar o erro quadr tico. Entretanto, como o problema envolve mais equaç es do que inc gnitas, n o existe uma soluç o exata, e por isso   necess rio recorrer a soluç es aproximadas. A soluç o obtida minimiza o erro quadr tico, mas, devido   indeterminaç o do sistema, h  infinitas soluç es que atendem a esse crit rio. No entanto, o uso da pseudoinversa ($pinv$) da equaç o 20 garante uma  nica soluç o, que al m de minimizar o erro quadr tico, tamb m minimiza a norma 2 do vetor p , resultando na melhor aproximaç o poss vel para o problema.

$$\hat{p} = pinv(v.* M)a \quad (20)$$

A funç o $pinv()$ representa a operaç o matem tica que calcula a matriz pseudoinversa de Moore-Penrose.

Posteriormente, estima-se o $fitness(F)$ de Ind . Essa função é calculada pela correlação entre os vetores a e a_{est} , calculado como:

$$a_{est} = v.* M\hat{p} \quad (21)$$

Além disso, é atribuído um contador (ct) no início do processo a fim de garantir que ele seja limitado.

Após essa etapa, realiza-se a mutação do indivíduo (Ind) a partir da função $mutation(Ind, F)$. Este fenômeno se resume à mudança de alguns genes de Ind . O número de genes a sofrer mutação foi adotado para ser inversamente proporcional ao $fitness(F)$ do Ind . Logo, à medida que F se aproxima de 1, menor é a quantidade de genes que sofrem mutação.

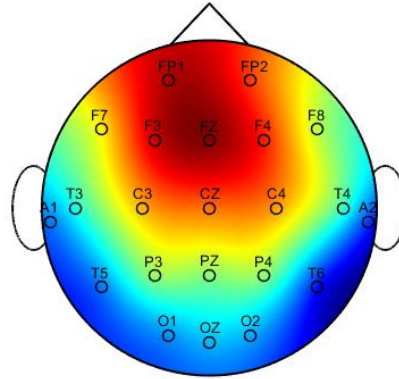
Por fim, comparam-se os $fitness$ do Ind e do indivíduo mutante (I_m). Se o I_m apresentar seu valor de fitness (F_m) maior que o F do Ind , então Ind é atualizado para I_m . Caso contrário, o ct é incrementado em uma unidade e, em seguida, é comparado a um limite máximo (ct_{max}).

O processo encerra depois de ocorrer ct_{max} mutações consecutivas sem haver melhoria em F . De outro modo, outras mutações irão ocorrer até que ct seja igual a ct_{max} . O valor de ct_{max} adotado neste trabalho foi igual a 50000 e o algoritmo foi executado mais de uma vez a fim de evitar máximos locais.

Ao encontrar o Ind com o melhor F , isto é, ao estimar o vetor v cuja correlação entre a e a_{est} é máxima, é possível fazer o mapeamento sobre o escalpo a partir do vetor \hat{p} que define um valor para cada posição do escalpo. Neste trabalho, foram calculadas as amplitudes das 25 sessões dos dados reais e retirado a média das amplitudes para obter o vetor a , porque considerou-se que a ASSR é evocada no escalpo de todos os indivíduos da mesma maneira.

Para estes dados foi possível atingir uma correlação de 0,95. A Figura 7 mostra o mapeamento utilizando a estratégia de interpolação ‘v4’ do Matlab.

Figura 7 - Mapeamento das estimativas das amplitudes da ASSR. Em vermelho está representada a região de maior potencial evocado e em azul as regiões de menor potencial. As maiores ASSRs apresentam as maiores diferenças de potencial.



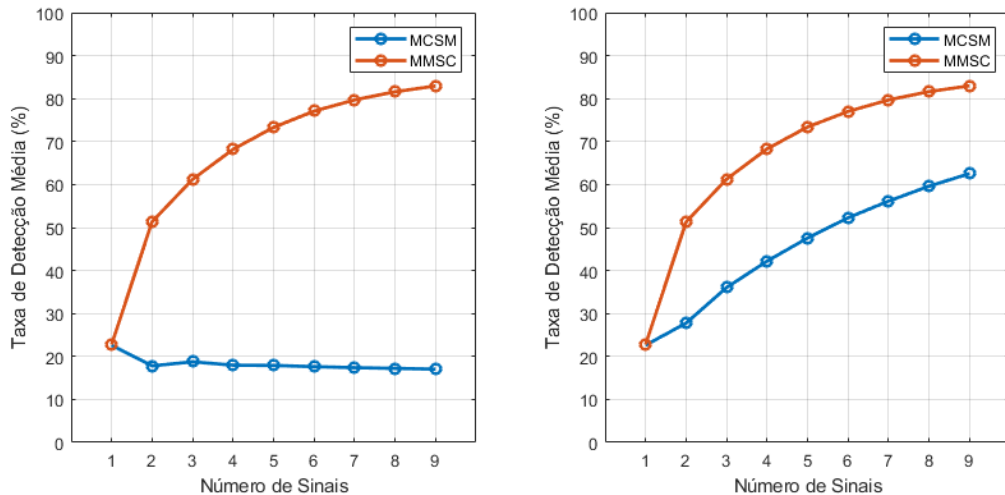
Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

A Figura 7 mostra o mapeamento das estimativas de amplitude da ASSR no escalpo. As maiores amplitudes da ASSR foram registradas nos pares de eletrodos que possuem um eletrodo na região de vermelho escuro e o outro na região de azul escuro.

3.2.2.1. Solução do problema da fase na MCSM

Por meio do mapeamento, encontrou-se o vetor v através do Ind que apresentou melhor F . A partir dos elementos de v , foi possível corrigir as derivações para que todas tenham a orientação de alto potencial para baixo potencial, o que pode ter corrigido o problema da defasagem. Sendo assim, aplicou-se a MMSC e MCSM sobre os dados reais corrigidos, como visto na Figura 8:

Figura 8 - Taxa de detecção em função do número de sinais. O gráfico da esquerda representa dados reais sem correção de fase e o da direita dados reais com correção de fase.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

A figura 8 mostra que, após a correção da fase, o comportamento da taxa de detecção em função do número de sinais para dados reais se assemelha ao comportamento encontrado para os dados simulados na Figura 3, o que reforça a hipótese da influência negativa da defasagem no desempenho da MCSM.

3.2.3. Identificação das melhores derivações

Para avaliar o desempenho de um conjunto de derivações bipolares utilizado nos MORDs, foi adotada a área abaixo da curva ROC (AROC). A curva ROC foi calculada variando o nível de significância e calculando a taxa de detecção dos MORDs sobre as 25 sessões dos dados reais. Como as MORDs apresentam alta taxa de detecção nos dados reais utilizados neste trabalho, a AROC foi calculada apenas no intervalo de níveis de significância entre 0,001 e 0,01. Um problema que surge é o aumento expressivo da quantidade de combinações de derivações à medida que o número de sinais aumenta, dado pela seguinte equação:

$$S(N) = \frac{231!}{N!(231-N)!} \quad (22)$$

Isso faz com que seja computacionalmente inviável testar todas as combinações possíveis para se determinar as melhores derivações para serem utilizadas nas MORDs. Com isso, foi aplicada uma modificação da heurística proposta em (Antunes, 2018) para determinar as melhores derivações para se utilizar nas MORDs sem ter que testar todas as combinações possíveis. A forma como foi aplicada a heurística é descrita na seção a seguir.

3.2.3.1. Heurística

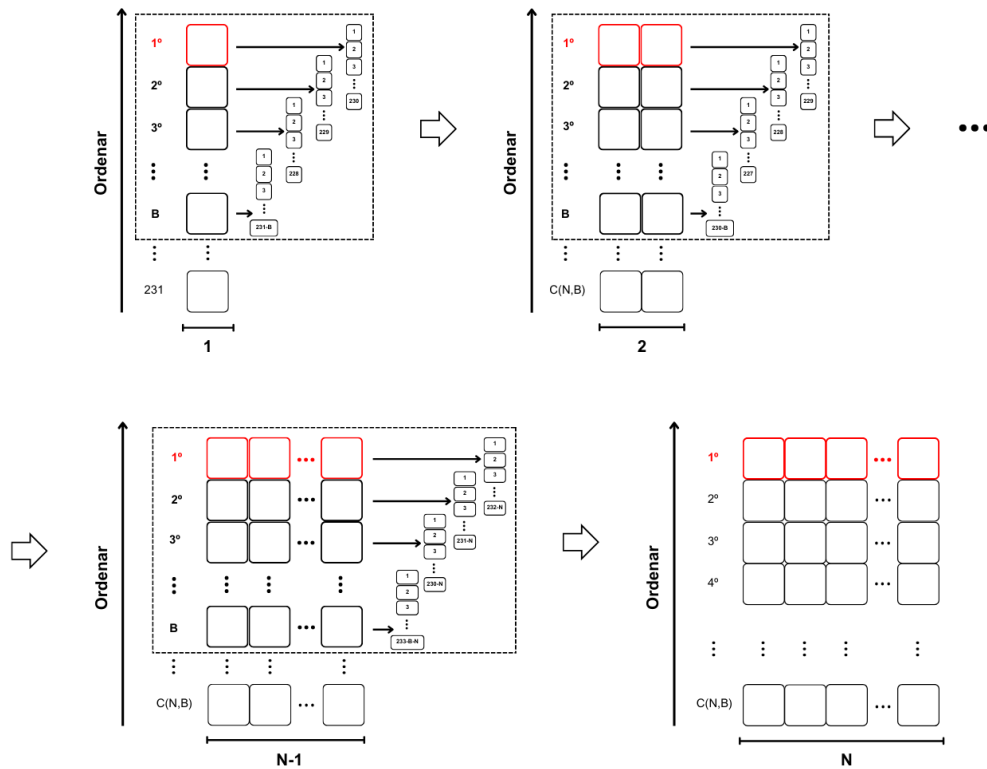
Os 22 eletrodos no escalpo do paciente resultam em 231 derivações bipolares. Para essas 231 derivações, calcula-se a AROC da ORD utilizando as 25 sessões, e seus valores são ordenados de forma decrescente. Em caso de empate, o desempate é realizado pelo valor médio das ORDs. Assim, as B primeiras derivações, chamadas de melhores derivações, são combinadas com as demais derivações disponíveis em pares, da seguinte forma: a primeira das B melhores derivações é combinada com as 230 derivações restantes (231 menos ela mesma). Neste trabalho, o valor adotado para B é 231, mas B pode assumir qualquer valor entre 1 e 231. Para a derivação que ocupa a segunda posição, restam 229 derivações disponíveis para combinação (231 menos ela mesma e menos a primeira posição de B, que já foi combinada na primeira iteração). O número de derivações disponíveis para combinação vai diminuindo a cada iteração. Para cada combinação, calcula-se a AROC da MORD nas 25 sessões.

Posteriormente, os valores das AROCs são ordenados de forma decrescente e as derivações responsáveis pelas B maiores são selecionadas. Dessa forma, calcula-se as AROCs para $N = 2$ sinais em todas as combinações possíveis de derivações, e extrai-se os B pares de derivações que apresentaram os maiores valores. Nos casos em que surgiram dois valores iguais de AROC para derivações diferentes, utilizou-se a média das MORDs como critério de desempate.

Para $N = 3$ sinais, os B melhores pares de derivações selecionados para $N = 2$ são recombinados com as 229 derivações disponíveis, seguindo o mesmo princípio adotado para $N = 2$ sinais. Da mesma forma, são encontrados os B melhores trios de derivações para serem recombinados e encontrados as B melhores conjuntos de derivações para $N = 4$.

Para valores subsequentes de N, a sequência de passos adotada foi a mesma, sempre utilizando as B melhores combinações de derivações da iteração anterior para construir o conjunto de melhores derivações para o valor de N atual. Os melhores conjuntos de derivações são aqueles que ficaram em primeiro lugar dos B melhores selecionados em cada iteração. A Figura 9 apresenta uma imagem ilustrativa desse processo.

Figura 9 - Representação gráfica da heurística adotada no projeto.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

A heurística adotada reduz a quantidade de conjuntos de derivações a serem testados, permitindo um menor esforço computacional. A equação 23 pode ser utilizada para calcular o número de AROCs calculadas para encontrar o conjunto com as N melhores derivações:

$$C(N, B) = \frac{B(N - 1)}{2} [465 - N - B] \tag{23}$$

Utilizando as equações 22 e 23 calculou-se a quantidade de combinações necessárias para cada N, tanto com a heurística quanto sem ela. Com as informações obtidas montou-se a Tabela 1.

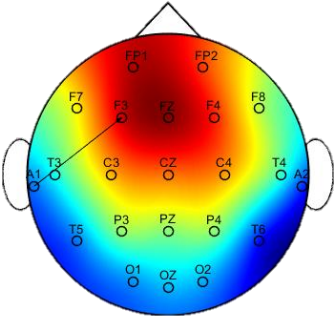
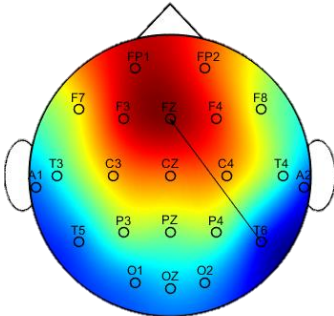
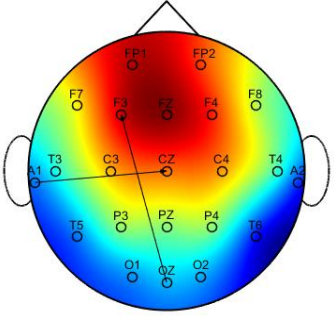
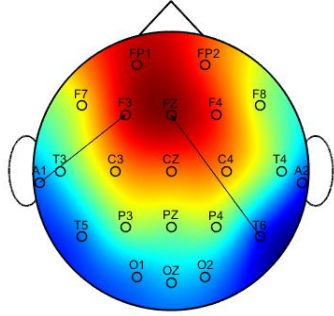
Tabela 1 - Apresenta a quantidade de combinações calculadas usando e não usando a heurística.

	Número de sinais						
	2	3	4	5	6	7	8
S/ Heurística	26565	2,0278E+06	1,1558E+08	5,2475E+09	1,9766E+11	6,3533E+12	1,7789E+14
C/ Heurística	26796	53361	79695	105798	131670	157311	182721

Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

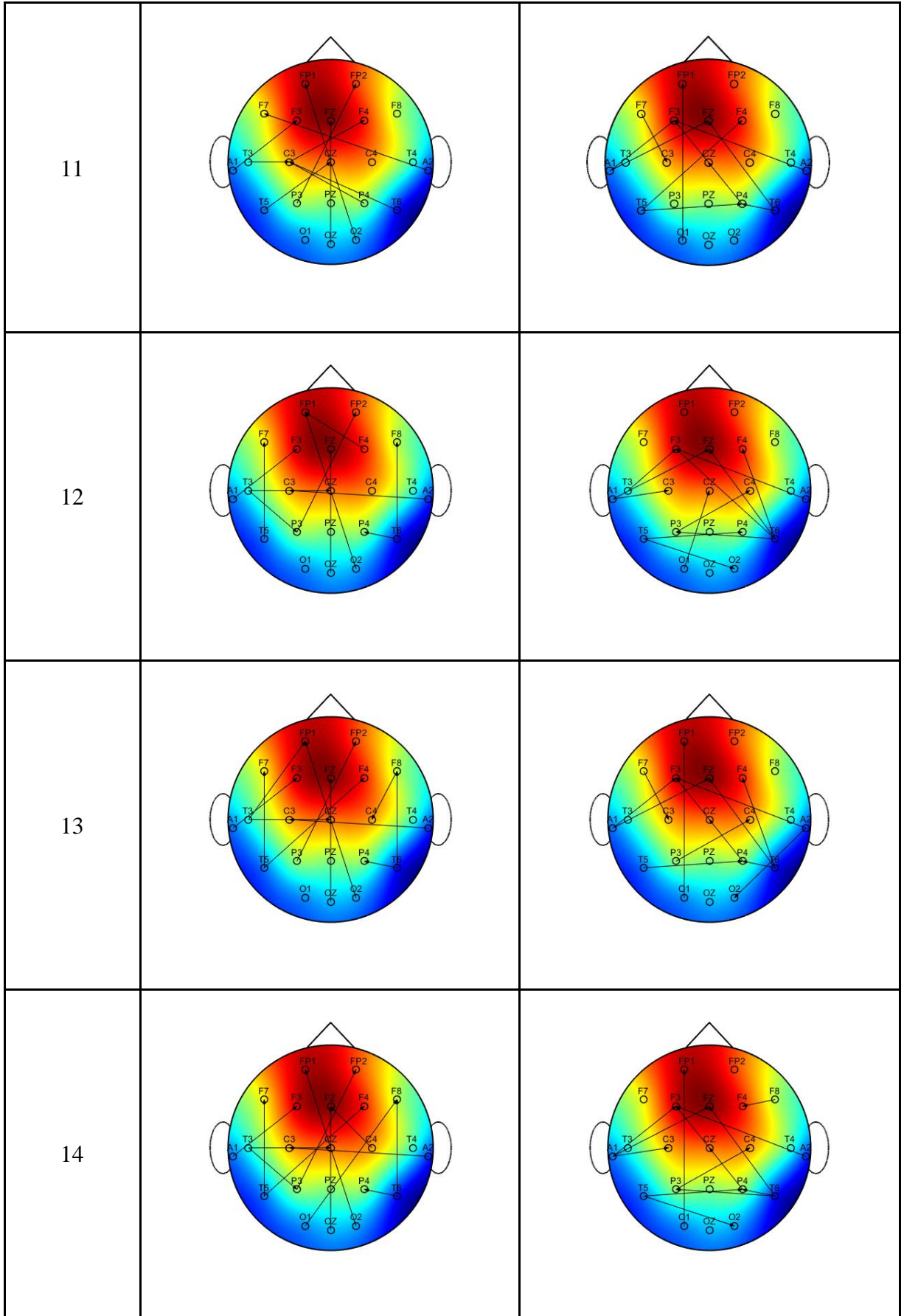
Neste trabalho, para determinar as melhores derivações bipolares foram utilizados os dados reais, que possuem 231 derivações bipolares. Para essas 231 derivações, calculou-se a AROC para cada conjunto de derivações utilizando as 25 sessões. Em caso de empate nos valores das AROCs, o desempate é realizado pelo valor médio das MORDs nas 25 sessões. Os melhores conjuntos de derivações bipolares para a MMSC e MCSM foram identificadas sobre a Figura 7, como mostrado na Tabela 2:

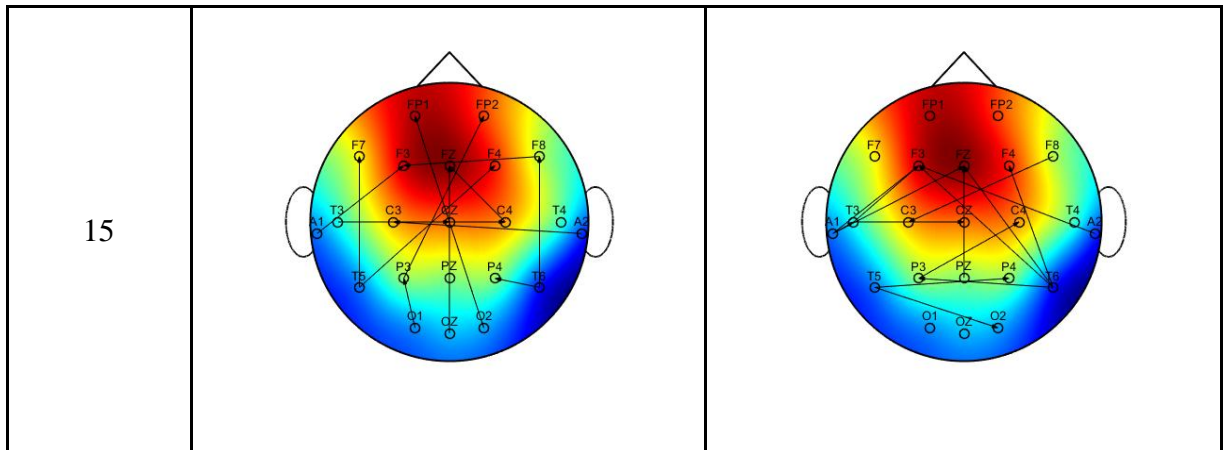
Tabela 2 - Melhores derivações bipolares em relação à AROC para a MMSC e MCSM.

N	MMSC	MCSM
1		
2		

3		
4		
5		
6		

7		
8		
9		
10		



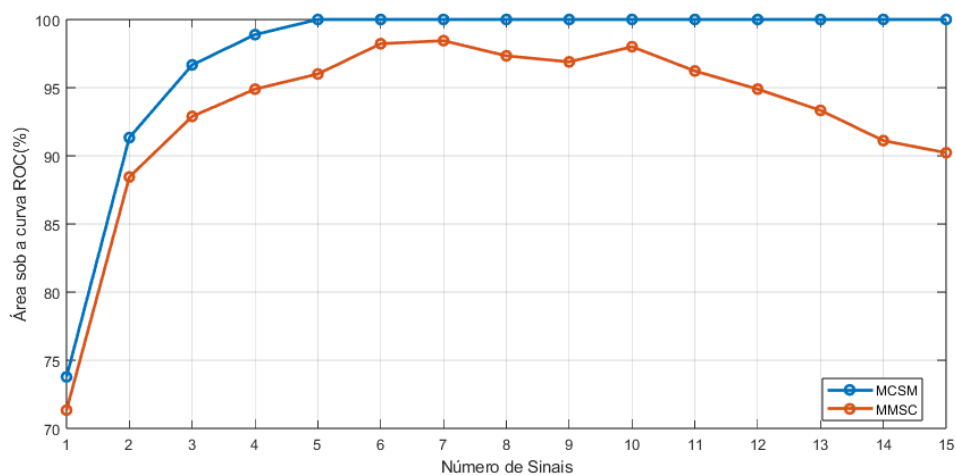


Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

3.2.3.2. Desempenho das melhores derivações para MMSC e MCSM

Para avaliar o desempenho dos melhores conjuntos de derivações foi avaliado o comportamento da AROC e da taxa de falso positivo. A taxa de falso positivo foi calculada a partir da taxa de detecção em 10 frequências abaixo e 10 acima da frequência moduladora, espaçadas de 0,59 Hz, onde não se espera a presença da ASSR. Adotou-se um nível de significância de 0,01.

Figura 10 - Área sob a curva ROC da MMSC e MCSM em função do número de sinais para dados reais.

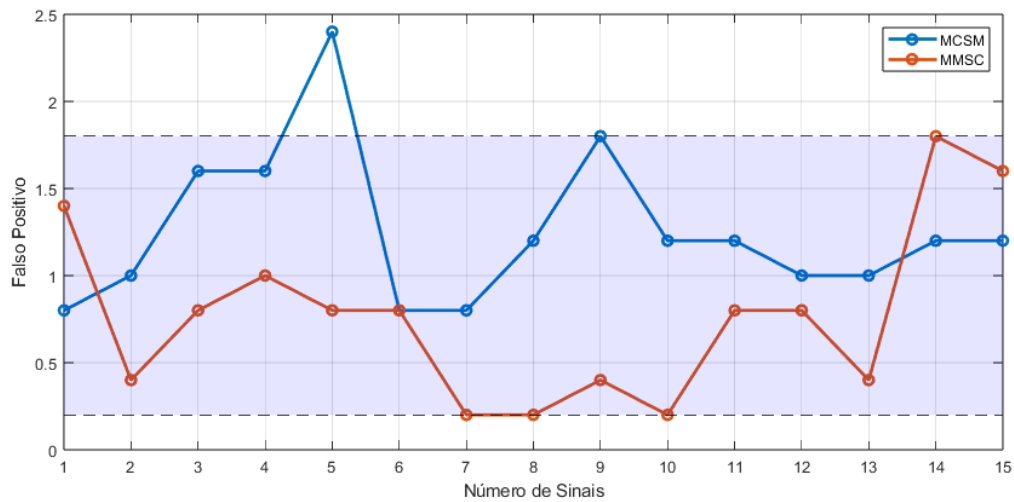


Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

A Figura 10 apresenta a AROC para a MMSC e a MCSM das melhores derivações, com a quantidade de sinais variando de 1 a 15. A Figura 11 apresenta a taxa de falso positivo e o intervalo de confiança de 95%. O falso positivo ficou dentro do esperado para todos os conjuntos de derivações tanto para a MMSC quanto para a MCSM, mas a MCSM apresentou um melhor desempenho em relação à MMSC quando comparados os valores de AROC, o que é incoerente com o resultado apresentado na Figura 3. A hipótese levantada para explicar essa

incoerência é que a MMSC é mais sensível à correlação do que a MCSM. Para verificar a veracidade dessa hipótese, foi investigado o efeito da correlação na TD dos detectores, conforme apresentado na seção 3.2.4.

Figura 11 - Taxa falso positivo em função de cada conjunto N de sinais das melhores derivações bipolares. Os limites da faixa de confiança compreendem as linhas tracejadas paralelas.



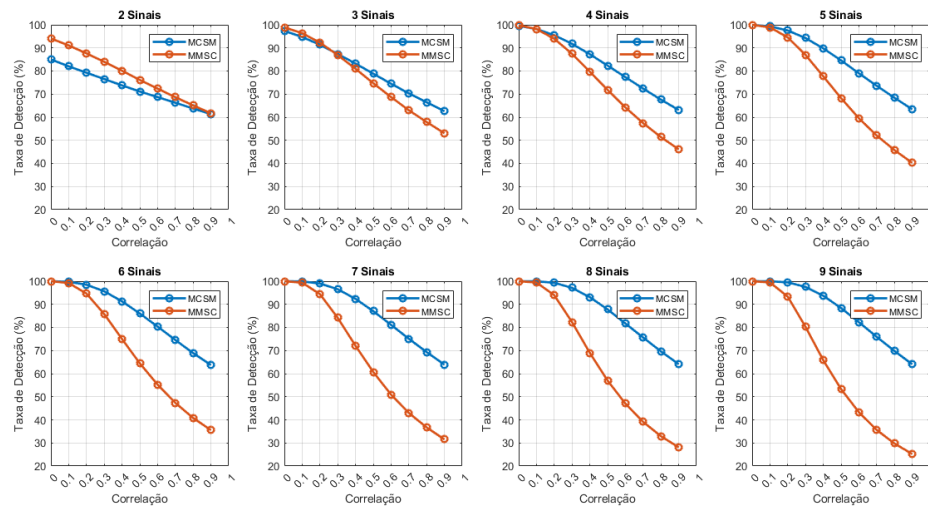
Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

3.2.4. Efeito da correlação sobre os detectores

Para verificar o efeito da correlação na taxa de detecção dos dados simulados, utilizou-se a decomposição de Cholesky, que é uma ferramenta matemática para simular dados com correlação conhecida.

Nos dados reais, os sinais possuem diferentes SNRs e diferentes correlações entre os sinais. Na simulação adotada neste trabalho, foi testada apenas uma situação específica, onde utilizou-se a mesma SNR de -36 dB para todos os sinais e a mesma correlação entre os sinais. Foi testada a correlação em níveis diferentes variando de 0 a 0,9 em passos de 0,1. Segue na Figura 12 a taxa de detecção em função da correlação:

Figura 12 - Taxa de detecção em função da correlação para diferentes valores de N.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

Para essa situação específica a MMSC foi mais sensível à correlação que a MCSM, o que reforça a hipótese de que tenha sido o efeito da correlação que fez o desempenho da MMSC ser pior que a MCSM para dados reais usando as melhores derivações.

4. TRABALHOS FUTUROS

Este tópico apresenta sugestões de futuros trabalhos que podem aprofundar e expandir os resultados obtidos. Essas propostas visam tanto validar os métodos desenvolvidos quanto explorar novas abordagens que possam aprimorar as técnicas analisadas.

Inicialmente, sugere-se validar a heurística para identificar as melhores derivações bipolares aplicadas às técnicas MMSC e MCSM, considerando todas as combinações de derivações ao variar N. Além disso, recomenda-se investigar o desempenho dos MORDs com diferentes tamanhos de janela, utilizando o método dos mínimos quadrados com compensação de fase (Souza et al., 2023).

Propõe-se também explorar outros detectores multivariados nas melhores derivações bipolares identificadas, permitindo uma comparação mais abrangente entre métodos. Paralelamente, uma análise matemática sobre o impacto da defasagem entre sinais de EEG na MCSM pode oferecer soluções para mitigar a redução de desempenho dos MORDs em sinais com defasagem máxima.

Por fim, seria interessante mapear a amplitude média da ASSR no escalpo utilizando uma nova base de dados e realizar uma validação cruzada com os resultados desta pesquisa, fortalecendo as conclusões e ampliando a aplicabilidade dos métodos estudados.

5. CONCLUSÕES

O presente trabalho comparou os desempenhos da MMSC e MCSM para dados reais e simulados, identificando a defasagem e correlação entre os sinais como principais fatores que resultaram em discordâncias entre os dados reais e simulados. Além disso, mapeou as regiões do escalpo que evocam ASSRs de maior amplitude, permitindo a identificação das derivações com maiores taxas de detecção. Por fim, foi proposta uma modificação na heurística que visa reduzir o esforço computacional necessário para a identificação das melhores derivações. Essas contribuições permitirão que, em futuros trabalhos, os dados simulados tenham comportamento mais próximo do esperado em dados reais, tornando as previsões feitas nas simulações mais confiáveis.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Cebulla, M.; Stürzebecher, E.; Elberling, C.: **Objective detection of auditory steady-state responses: comparison of one-sample and q-sample tests.** *Journal of the American Academy of Audiology*, v. 17, n. 02, p. 093-103, 2006.
- [2] Chiappa, K. H.: **Evoked potentials in clinical medicine.** New York: Raven Press, 2ª edição, 1997.
- [3] Dobie, R. A., Wilson, M. J.: **Analysis of auditory evoked-potentials by magnitude-squared coherence.** *Ear Hear.* 10(1): 2–13, 1989.
- [4] Dolphin, W. F.; Mountain, D. C. **The envelope following response: scalp potentials elicited in the Mongolian gerbil using sinusoidally AM acoustic signals.** *Hearing research*, v. 58, n. 1, p. 70-78, 1992.
- [5] Felix, L. B. et al.: **Multivariate approach for estimating the local spectral F-test and its application to the EEG during photic stimulation.** *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 162, p. 87-91, 2018.
- [6] Fisher, R. A.: **Tests of significance in harmonic analysis.** *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character*, v. 125, n. 796, p. 54-59, 1929.
- [7] Michel, F., Jorgensen, K. F.: **Comparison of threshold estimation in infants with hearing loss or normal hearing using auditory steady-state response evoked by narrow band CE-chirps and auditory brainstem response evoked by tone pips.** *Int J Audiol.*; 56(2): 99–105, 2017.
- [8] Miranda de SÁ, A. M. F. L.; Infantosi, A. F. C.; Simpson, D. M.: **Coherence between one random and one periodic signal for measuring the strength of responses in the electro-encephalogram during sensory stimulation.** *Medical and Biological Engineering and Computing*, v. 40, n. 1, p. 99-104, 2002.

- [9] Miranda Sá, A. M. F. L.; Felix, L. B.: **Multi-channel evoked response detection using only phase information.** *Journal of Neuroscience Methods*, v. 129, n. 1, p. 1-10, 2003.
- [10] Miranda de Sá, A. M. F. L.: **A note on the sampling distribution of coherence estimate for the detection of periodic signals.** *IEEE Signal Process Lett.* 11(3): 323–325, 2004.
- [11] MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; INFANTOSI, Antonio Fernando Catelli. **A coherence-based technique for evaluating the degree of synchronism in the EEG during sensory stimulation.** *Rev Bras Eng Biomed*, v. 18, p. 39-49, 2002.
- [12] Miranda De Sá, A., Felix, L. B., e Infantosi, A. F. C. (2004). **A matrix-based algorithm for estimating multiple coherence of a periodic signal and its application to the multichannel eeg during sensory stimulation.** *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(7):1140–1146.
- [13] Moore B.R.: **A modification of the Rayleigh test for vector data.** *Biometrika* 67:175–180, 1980.
- [14] OMS.: **Deafness and hearing loss**, 2021. URL <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs300/en/>.
- [15] Picton, T. W., John, M. S., Dimitrijevic, A., Purcell, D. W.: **Human auditory steady-state responses.** *Int J Audiol.* 42(4): 177–219, 2003.
- [16] ROCHA, Paulo Fábio F. et al. Multivariate evoked response detection based on the spectral F-test. **Journal of Neuroscience Methods**, v. 264, p. 113-118, 2016.
- [17] SHRIRAM, Revati; SUNDHARARAJAN, Mahalingam; DAIMIWAL, Nivedita. EEG based cognitive workload assessment for maximum efficiency. **Int. Organ. Sci. Res. IOSR**, v. 7, p. 34-38, 2013.
- [18] Sininger, Y. S., Hunter, L. L., Hayes, D., Roush, P. A., Uhler, K. M.: **Evaluation of Speed and Accuracy of Next-Generation Auditory Steady State Response and**

Auditory Brainstem Response Audiometry in Children With Normal Hearing and Hearing Loss. *Ear hear.* 2018.

- [19] Souza, José Henrique Ferreira et al. **Estimation of spectral components of auditory steady-state response using least squares and phase compensation for objective response detectors.** *Biomedical Signal Processing and Control*, v. 81, p. 104413, 2023.
- [20] YOSHINAGA-ITANO, Christine et al. Language of early-and later-identified children with hearing loss. ***Pediatrics***, v. 102, n. 5, p. 1161-1171, 1998.
- [21] ZANOTELLI, Tiago et al. Audiometria automática por meio da estratégia de detecções mínimas consecutivas baseados em simulação de Monte Carlo e detectores multivariáveis usando respostas auditivas em regime permanente na banda de 80 Hz. 2020.
- [22] ANTUNES, Felipe. **Estimativa Dos Limiares Auditivos Usando Eletroencefalograma Multicanal e Magnitude Quadrática Da Coerência Múltipla Com Valores Críticos Corrigidos Para Testes Sequenciais.** 2018. Tese de Doutorado. Master's thesis, Associação entre Universidade Federal de São João del-Rei e Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

7. ANEXOS:

7.1. ANEXO I: Relação entre amplitude da ASSR e SNR

Para realizar as simulações a fim de reproduzir os sinais do EEG referentes às derivações bipolares é necessário criar um sinal com uma componente senoidal que representa a ASSR adicionado a um ruído branco gaussiano, o qual descreve a atividade de fundo do cérebro. Esse fenômeno é escrito matematicamente da seguinte forma:

$$y[k] = s[k] + n[k],$$

onde $y[k]$ é o sinal simulado, $s[k]$ representa a componente senoidal e $n[k]$ compreende o ruído.

Tendo isso em vista, a SNR é calculada da seguinte forma:

$$SNR = \frac{\text{Potência do Sinal}}{\text{Potência do Ruído}} = \frac{\lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L s[i]^2}{\lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L n[i]^2}$$

onde L representa o período do sinal.

Ao considerar a amplitude do sinal da ASSR como A , tem-se:

$$\lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L s[i]^2 = \frac{A^2}{2}$$

Sendo $n[i] \sim N(0, \sigma_n^2)$, então

$$\lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L n[i]^2 = E(n[i]^2) = \sigma_n^2$$

Dessa forma,

$$SNR = \frac{A^2}{2\sigma_n^2}$$

Para que a simulação ocorra em uma SNR desejada, a amplitude do sinal senoidal deve ser:

$$A = \sqrt{2\sigma_n^2 SNR} = \sigma_n \sqrt{2SNR}$$

7.2. ANEXO II: Simulação de sinais correlacionados

Para uma matriz quadrada (C) que apresenta as correlações entre N sinais, de ordem $N \times N$, simétrica e definida positiva, cujos elementos da diagonal principal são iguais a um, é possível aplicar a fatoração de Cholesky de modo a obter um produto de matrizes:

$$C = LL^T$$

Onde L é uma matriz triangular inferior e L^T é uma matriz triangular superior.

A partir de L^T , pode-se simular o efeito do ruído de fundo do cérebro sobre o eletroencefalograma através do vetor Z formado por variáveis aleatórias, a partir da equação:

$$Z = XL^T$$

Onde X é um vetor composto por N elementos aleatórios de distribuição gaussiana, que geraram as amostras da matriz X .

As correlações entre os sinais de Z são definidas pelos elementos da matriz C . Essa afirmativa pode ser verificada através do cálculo da covariância de Z pelas equações:

$$\begin{aligned} cov(Z) &= E[(Z - E(Z))^T(Z - E(Z))] \\ cov(Z) &= E[(XL^T - E(XL^T))^T(XL^T - E(XL^T))] \\ cov(Z) &= E[(XL^T - E(X)L^T)^T(XL^T - E(X)L^T)] \\ cov(Z) &= E[((X - E(X))L^T)^T((X - E(X))L^T)] \\ cov(Z) &= E[L(X - E(X))^T(X - E(X))L^T] \\ cov(Z) &= LE[(X - E(X))^T(X - E(X))]L^T \\ cov(Z) &= Lcov(X)L^T \end{aligned}$$

Como X apresenta sinais com médias iguais a zero e variância iguais a σ^2 , obtém-se a partir das equações:

$$\begin{aligned} cov(X) &\sim = \sigma^2 I \\ cov(Z) &\sim = \sigma^2 LL^T = \sigma^2 C \\ corr(Z) &= C \end{aligned}$$

A variância de qualquer variável aleatória de Z deve ser igual a σ^2 . Logo, a correlação de Z é igual a C . Tendo isso em vista, basta somar N senóides à matriz Z com relação sinal-ruído predefinida para simular os sinais do eletroencefalograma através da equação:

$$S = Z + s$$

Onde s é o conjunto de N senóides e S são os sinais simulados do eletroencefalograma.

7.3. ANEXO III: Códigos

Função que calcula a Magnitude Quadrática da Coerência (MSC)

```
function ord = msc(y,M,fm,Ts)
% y -> Sinal (Vetor coluna)
% M -> Quantidade de Janelas
```

```

% fm -> Frequência de Teste
% Ts -> Período de Amostragem
L = floor(length(y)/M); % Tamanho da janela
y = reshape(y(1:L*M),[L M]);
n = (0:L-1)';
H = pinv([cos(2*pi*fm*n*Ts) -sin(2*pi*fm*n*Ts)]);
Y = H*y;
Y = Y(1,:) + 1j*Y(2,:);
Y = Y.*exp(-1j*2*pi*fm*(0:M-1)*L*Ts);
ord = abs(sum(Y))^2/(M*sum(abs(Y).^2));
end

```

Função que calcula a Medida de Componente Síncrona (CSM)

```

function ord = csm(y,M,fm,Ts)
% y -> Sinal (Vetor coluna)
% M -> Quantidade de Janelas
% fm -> Frequência de Teste
% Ts -> Período de Amostragem
L = floor(length(y)/M); % Tamanho da janela
y = reshape(y(1:L*M),[L M]);
n = (0:L-1)';
H = pinv([cos(2*pi*fm*n*Ts) -sin(2*pi*fm*n*Ts)]);
Y = H*y;
Y = Y(1,:) + 1j*Y(2,:);
Y = Y.*exp(-1j*2*pi*fm*(0:M-1)*L*Ts);
Fase = angle(Y);
ord = ((1/M)*(sum(cos(Fase))))^2 + ((1/M)*(sum(sin(Fase))))^2;
end

```

Função que calcula a Magnitude Quadrática da Coerência Multivariada (MMSC)

```

function mord = mmsc(y,M,B)
% y -> Sinal (Vetor coluna)
% M -> Quantidade de Janelas
% B -> Bin da FFT
N = size(y,2); % Quantidade de Sinais
L = size(y,1)/M; % Tamanho da Janela
y = reshape(y,[L M N]);
Y = fft(y);
Y = squeeze(Y(B,,:));
V = sum(Y);
Syy = Y'*Y;
ord = abs(V*pinv(Syy)*V'/M);
end

```

Função que calcula a Medida de Componente Síncrona Multivariada (MCSM)

```

function mord = mcsm(y,M,B)
% y -> Sinal (Vetor coluna)

```

```
% M -> Quantidade de Janelas
% B -> Bin da FFT
N = size(y,2); % Quantidade de Sinais
L = size(y,1)/M; % Tamanho da Janela
y = reshape(y,[L M N]);
Y = fft(y);
Y = squeeze(Y(B, :, :));
teta = angle(Y);
C = (1/N)*sum(cos(teta'));
S = (1/N)*sum(sin(teta'));
```