

DESENVOLVIMENTO DE UM NOVO DETECTOR OBJETIVO DE RESPOSTA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Julianna Kellen Sperber¹; Kailler de Paula Amaral ²; Felipe Antunes ³;

- 1 Julianna Kellen Sperber, Bolsista (CNPq), Engenharia Elétrica, IFMG Campus Avançado Ipatinga, Ipatinga MG; sjuliannakellen@gmailabcd.com
- 2 Kailler de Paula Amaral, Curso, Engenharia Elétrica, IFMG Campus Avançado Ipatinga, Ipatinga MG
- 4 Orientador: Felipe Antunes, Campus Avançado Ipatinga; felipe antunes orientador@ifmg.edu.br

RESUMO

As respostas auditivas em regime permanente (ASSR) são potenciais bioelétricos evocados no cérebrodevido a estímulos sonoros. Essas respostas evocadas são utilizadas na audiometria tonal automática, em que não é necessária uma resposta comportamental do paciente, diferentemente dos exames de audiometria convencional. A detecção dessas respostas evocadas no cérebro proporciona uma abordagem objetiva para avaliar a audição de indivíduos que são incapazes ou não querem cooperar durante um exame de audiometria convencional, como é o caso de bebês. Um exemplo de estímulo utilizado para evocar uma ASSR são os tons modulados em amplitude. Nesse caso, a ASSR é caracterizada por um aumento de energia na frequência moduladora do espectro de potência do eletroencefalograma. A presença ou ausência de uma ASSR é determinada estatisticamente por meio da aplicação de detectores objetivos de respostas, utilizando um teste de hipótese. Atualmente, existem vários detectores propostos na literatura como a magnitude quadrática da coerência, a medida de componente síncrona, o teste F local, entre outros. O poder de detecção dos detectores está diretamente relacionado com a relação sinal ruído (SNR), quanto maior a SNR maior a probabilidade de detectar a resposta. Em casos de ausência de resposta, a probabilidade de detecção dos detectores será igual ao nível de significância adotado no teste. A utilização da ASSR para predizer os limiares auditivos de forma automática envolve a detecção de respostas em SNR muito baixas, por isso os detectores devem ter alta probabilidade de detecção mesmo em SNRs baixas. O objetivo deste projeto é aprimorar a detecção de ASSR por meio da combinação de diferentes detectores usando redes neurais artificiais. Para alcançar esse objetivo, iremos reunir uma variedade de detectores já propostos na literatura, que serão utilizados como entradas da rede neural. Além disso, construiremos um banco de dados contendo sinais simulados para o treinamento da rede. Uma vez treinada, a rede neural será aplicada aos dados reais para a detecção da ASSR. Os resultados obtidos com o novo detector serão comparados com os detectores individuais previamente utilizados, a fim de avaliar o desempenho aprimorado alcançado com essa abordagem combinada. A expectativa é que essa combinação de detectores e o uso de redes neurais artificiais resultem em um novo detector mais eficiente e preciso para a detecção de ASSR.

INTRODUÇÃO:

Segundo a Organização Mundial de Saúde, cerca de 430 milhões de pessoas no mundo sofrem de algum distúrbio auditivo, sendo que 34 milhões dessas 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. Um dos exames normalmente utilizado para a determinação do tipo e do grau da perda auditiva 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 paciente 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 *AuditorySteady - 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. De acordo com Dolphine Mountain (1992), 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).

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, onde a ausência de ASSR corresponde a 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-SquaredCoherence*), 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 (STF – do inglês *Spectral F Test*) que utiliza apenas as informações de magnitude (Fisher, 1929), entre outros.

Nos sinais do EEG, além da ASSR, também são coletados os potenciais elétricos de toda a atividade cerebral de fundo. Então, os ORDs precisam ser capazes de identificar a presença das ASSRs em sinais ruidosos. O poder de detecção dos ORDs será maior quanto maior for a relação sinal ruído (SNR – do inglês *Signal-to-Noise Ratio*), onde a SNR corresponde a relação entre a energia da ASSR em relação a energia do ruído de fundo do EEG. Neste sentido, os melhores ORDs são aqueles que conseguem manter uma alta probabilidade de detecção mesmo em baixas SNR. O objetivo deste trabalho é tentar encontrar um novo ORD que possua características melhores que os ORDs já propostos. Neste projeto serão combinados diferentes ORDs usando uma rede neural artificial, com o objetivo de obter um novo ORD que apresente desempenho superior em relação aos ORDs individuais.

METODOLOGIA:

DETECTORES OBJETIVOS DE RESPOSTA (ORD)

Os ORD são testes estatísticos que se baseiam na rejeição da hipótese nula (ausência de resposta). Os ORD 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 é um dos melhores ORDs (Dobie et al, 1989; Miranda de Sá et al, 2002). A MSC 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 obtida como (Miranda de Sá et al, 2004):

$$MSC(f_m) = \frac{\left|\sum_{i=1}^{M} Y_i(f_m)\right|^2}{M \sum_{i=1}^{M} |Y_i(f_m)|^2}$$
(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.

Diferentemente da MSC, em 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):

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

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

O teste Rayleigh modificado (MRT – do inglês *Modified Rayleigh Test*) é um ORD que utiliza informação da fase e das amplitudes ranqueadas. O MRT é definido como (Moore, 1980):

$$MRT(f_m) = \frac{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{M} r_i \cos(\theta_i(f_m))\right]^2 + \left[\sum_{i=1}^{M} r_i \sin(\theta_i(f_m))\right]^2}}{M^{2.5}}$$
(3)

onde r_i é o ranque das amplitudes espectrais $(1 \le r_i \le M)$.



O teste F local é outro ORD, mas que utiliza apenas a informação da magnitude das componentes espectrais. Este detector consiste na razão entre a magnitude da componente espectral da frequência moduladora e a média das magnitudes das componentes espectrais estimadas em frequências vizinhas. O teste F pode ser dado da seguinte forma (Felix et al, 2018):

$$STF(f_m) = \frac{|Y(f_0)|^2}{\frac{1}{L}\sum_{i=-\frac{L}{2}}^{\frac{L}{2}}|Y(f_i)|^2}, i \neq 0$$
(3)

onde $f_0 = f_m$ e $Y(f_i)$ ($i \neq 0$) são as estimativas das componentes espectrais em L frequências vizinhas próximas a frequência moduladora. Da forma como o teste F local foi definido, as componentes espectrais são estimadas a partir de todo o sinal do EEG, mas é possível alterar o teste F local para ser calculado a partir das componentes espectrais de cada janela do sinal.

NOVO DETECTOR

O objetivo deste estudo é obter um novo ORD por meio da combinação de ORDs previamente propostos na literatura utilizando uma rede neural artificial. A Figura 1ilustra o funcionamento do novo detector proposto, onde o sinal de EEG coletado é direcionado a diversos ORDs (por exemplo: MSC, CSM, MRT e STF). A estatística obtida a partir desses ORDs é então utilizada como entrada para uma rede neural artificial, que combina esses valores e produz uma saída contínua no intervalo entre 0 e 1. A detecção da ASSR ocorre quando a saída da rede neural é superior ao valor crítico, enquanto a não detecção da ASSR ocorre quando a saída da rede neural é inferior ao valor crítico.

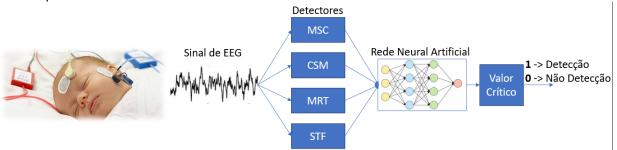


Figura 1 – Novo detector objetivo de resposta baseado na combinação de outros detectores por meio de uma rede neural artificial.

A obtenção deste novo detector requer a realização do treinamento da rede neural e a determinação do valor crítico. O treinamento da rede neural e a determinação do valor crítico serão realizados utilizando sinais simulados, e a avaliação do desempenho do novo detector será conduzida com base em dados reais de EEG. Todas as etapas de processamento serão executadas utilizando a plataforma Matlab.

BANCO DE DADOS REAL

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 coletados 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 22eletrodos que foram posicionados no escalpo dos indivíduos de acordo com o sistema internacional 10-20com 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.



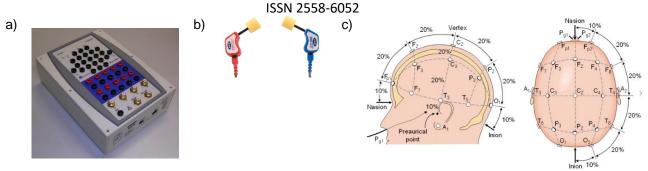


Figura 2 – a) Eletroencefalógrafo BrainNet BNT 36. b) Fone de inserção (EA-RTone 5A, Aearo Technologies). c) Posições do escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20.

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. Foram calculadas 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.

BANCO DE DADOS DE TREINAMENTO DA REDE

O treinamento da rede neural será conduzido utilizando um banco de dados construído a partir de dados simulados. O sinal de EEG de fundo será modelado como um ruído branco Gaussiano, enquanto a ASSR será representada como uma senoide na frequência moduladora do estímulo sonoro. Os dados simulados serão gerados para possuir as mesmas características dos sinais reais de EEG, incluindo uma frequência de amostragem de 601,5 Hz, frequência moduladora em 37,59375 Hz e um total de 50176 amostras para cada sinal simulado.

A Figura 3 ilustra como será construído o banco de dados utilizado para o treinamento da rede neural. Serão simulados n sinais contendo apenas ruído, para cada sinal serão calculadas as estatísticas de diferentes ORDs que constituirão a entrada da rede neural. Neste caso, para cada entrada da rede neural espera-se que a saída seja igual a zero. Serão simulados também n sinais contendo ruído mais senoide, e também serão calculadas as estatísticas dos diferentes ORDs que constituirão a entrada da rede neural. Neste caso, para cada entrada da rede neural espera-se que a saída seja igual a um.

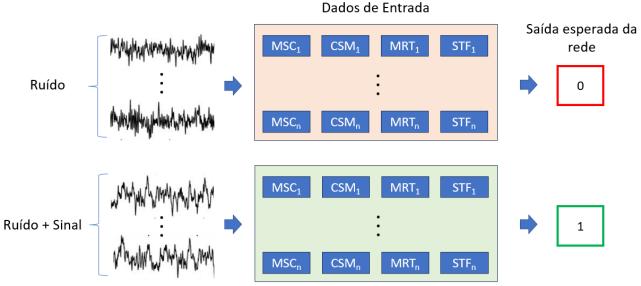


Figura 3 – Banco de dados para o treinamento da rede neural. Para os sinais simulados compostos apenas por ruído, espera-se que a saída da rede neural seja igual a zero, enquanto que para os sinais simulados que contém tanto ruído quanto uma senoide, espera-se que a saída da rede neural seja igual a um.

RESULTADOS E DISCUSSÕES:



Os detectores MSC, CSM e MRT são calculados a partir da segmentação do sinal em janelas de tamanhos iguais e não sobrepostas. Considerando que os sinais utilizados neste estudo contêm um total de 50176 amostras, é possível aplicar esses detectores dividindo os sinais em diferentes quantidades de janelas. Assim, cada variação da quantidade de janelas empregada nos referidos detectores pode ser considerada como uma entrada adicional para a rede neural. Essa possibilidade é viabilizada pelo emprego da técnica dos mínimos quadrados com compensação de fase, proposta por Souza (2023), na qual as estimativas das componentes espectrais são livres do efeito do espalhamento espectral.

Com o intuito de reduzir a dimensionalidade das entradas da rede neural, os detectores foram inicialmente aplicados aos dados reais de EEG, permitindo a seleção dos detectores que apresentam as maiores taxas de detecção. A Figura 4mostra as taxas de detecção dos detectores MSC, CSM e MRT ao dividir os sinais em diferentes quantidades de janelas utilizando o nível de significância igual 0,05. Foram consideradas apenas as quantidades de janelas que permitem uma divisão exata dos sinais, resultando em janelas de tamanhos iguais, sem amostras remanescentes no final. Observou-se que a taxa de detecção diminui tanto ao utilizar um número reduzido de janelas quanto ao empregar um número excessivo de janelas. Com base nessa constatação, optou-se por utilizar a quantidade de janelas destacada no intervalo em verde da Figura 4.

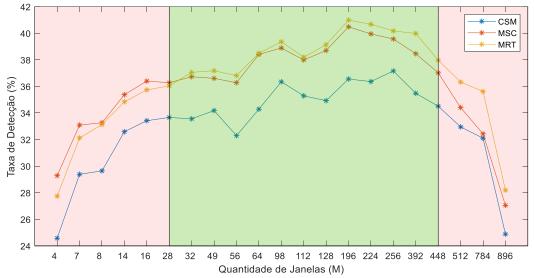


Figura 4 – Taxa de detecção em dados reais de EEG para os detectores CSM, MSC e MRT dividindo os sinais em diferentes quantidades de janelas.

Para o detector STF, será utilizado90 frequências vizinhas em torno da frequência moduladora espaçadas entre si de 0.052 Hz. Com esta configuração o detector STF apresentou uma taxa de detecção de 39,15%. Dessa forma, a rede neural utilizada neste trabalho pode ter até 40 entradas (13 entradas referentes à MSC calculada ao dividir os sinais em diferentes quantidades de janelas, 13 entradas referentes à CSM calculada ao dividir os sinais em diferentes quantidades de janelas, 13 entradas referentes à MRT calculada ao dividir os sinais em diferentes quantidades de janelas e 1 entrada referente ao STF).

Atualmente, o projeto encontra-se na fase de construção do banco de dados de treinamento. Nessa etapa, estão sendo simulados 1000000de sinais que apresentam apenas ruído e aplicados aos ORDs mencionados anteriormente para gerar as entradas da rede neural. Nessa configuração, espera-se que a saída da rede seja próxima de zero. Além disso, estão sendo simulados 1000000 de sinais que contêm uma combinação de ruído e uma senoide. Esses sinais são então aplicados aos detectores ORDs mencionados anteriormente para gerar as entradas da rede neural, onde é esperado que a saída seja próxima de um. A amplitude da senoide nos sinais simulados foi ajustada de maneira a garantir que a SNR do sinal simulado esteja dentro da região de incerteza dos ORDs individuais. A Figura 5 apresenta a curva de probabilidade de detecção em função da SNR para o detector MSC, utilizando a divisão dos sinais em 49 janelas de 1024 amostras, totalizando 50176 amostras. Com base na análise da curva de probabilidade de detecção, observa-se que a região de incerteza do detector está compreendida entre -50 dB e -30 dB. Assim, os sinais foram simulados de modo a garantir que a SNR esteja dentro desse intervalo específico.



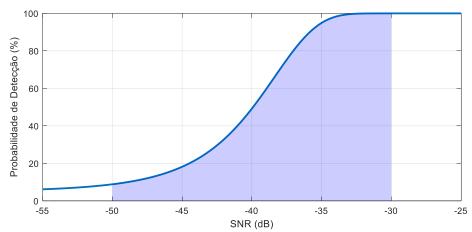


Figura 5 – Curva de probabilidade de detecção em função da SNR para o detector MSC, utilizando a divisão dos em 49 janelas de 1024 amostras cada uma, totalizando 50176 amostras.

CONCLUSÕES:

Até o momento, foram selecionadas algumas ORDs que serão utilizadas como entrada para rede neural. Além disso, está sendo gerado um extenso banco de dados com o propósito de realizar o treinamento da rede. Após a geração do banco de dados, iremos avançar para o treinamento da rede neural. Como a saída da rede será um valor contínuo entre 0 e 1, será necessário estabelecer um valor crítico de referência para fins de comparação. Para determinar esse valor crítico, empregaremos técnicas de simulações de Monte Carlo. Após o treinamento da rede neural e a obtenção do valor crítico, o novo ORD será aplicado aos dados reais para realizar a detecção da ASSR. Em seguida, o desempenho do novo ORD será comparado com os ORDs individuais. Essa comparação possibilitará uma avaliação mais precisa do aprimoramento do desempenho alcançado pelo novo ORD em relação às técnicas anteriores. Ao longo desse procedimento, é possível realizar alterações em vários parâmetros, como a estrutura da rede e a quantidade de entradas utilizadas. Essa flexibilidade permite uma abordagem iterativa, em que diferentes configurações são testadas e refinadas para obter os melhores resultados possíveis.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

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.

Chiappa, K. H.: Evoked potentials in clinical medicine. New York: Raven Press, 2ª edicão, 1997.

Dobie, R. A., Wilson, M. J.: Analysis of auditory evoked-potentials by magnitude-squared coherence. Ear Hear. 10(1): 2–13, 1989.

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.

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.

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.

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.



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.

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.

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.

Moore B.R.: A modification of the Rayleigh test for vector data. Biometrika 67:175–180, 1980.

OMS.: Deafness and hearing loss, 2021. URL http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs300/en/.

Picton, T. W., John, M. S., Dimitrijevic, A., Purcell, D. W.: Human auditory steady-state responses. Int J Audiol. 42(4): 177–219, 2003.

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.

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.