

Classificação do estado de atenção do estudante: detectando a mensuração cerebral e as expressões faciais

Andreia Solange Bos^{1,2}, Milton Antônio Zaro², Michelle Câmara Pizzato¹

¹Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul (IFRS)
Porto Alegre- RS – Brasil

²Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) – Porto Alegre- RS – Brasil

andreia.bos@gmail.com, zaro@ufrgs.br, michelle.pizzato@poa.ifrs.edu.br

Classification of the student's state of attention: detecting brain measurement and facial expressions

***Abstract.** This article includes an analysis of capture captured by the system from a set of emotional data and an analysis of brain activities. The experiment was conducted with a sample of ten university students. Each student received two videos lasting five minutes with random images of different emotions (educational video and public video). As recorded by the FER system and the Emotional EEG sensor (Electroencephalogram). The results of the experiment show different brain activities collected by the sensor and no facial expression analysis system. The system classifies emotions and facial expressions during a video recreation activity.*

Keywords: emotions. facial expression, brain activity.

***Resumo.** Este artigo destaca a análise de reações capturadas pelo sistema de um conjunto de dados emocionais e a análise das atividades cerebrais. O experimento foi conduzido com uma amostra de dez estudantes universitários. Cada aluno recebeu dois vídeos com duração de cinco minutos com imagens aleatórias de diferentes emoções (vídeo educacional e vídeo publicitário). As reações foram registradas pelo sistema FER e pelo sensor EMOTIV de EEG (Eleetroencefalograma). Os resultados do experimento mostraram diferentes atividades cerebrais coletadas pelo sensor e no sistema de análise de expressões faciais. O sistema classifica as emoções e expressões faciais durante a atividade de apreciação dos vídeos.*

Palavras chave: emoções. expressão facial, atividade cerebral.

1. Introdução

Atualmente, os sistemas de expressões faciais são amplamente utilizados em diversas pesquisas no processo educacional. Os pesquisadores começaram a utilizar essa tecnologia para ajudar no processo de aprendizagem (Ekman, 1993). Entender o estado mental e as atividades cerebrais do estudante é fundamental para ajudar o professor a entender melhor a eficiência do seu método de aprendizado. O rastreamento do conjunto das expressões faciais é o aspecto utilizado para identificar as sete emoções básicas (Ekman, 1969). A classificação da extração pode ser visualizada pelo pesquisador em tempo real durante o estudo, dessa forma é possível visualizar os resultados mais relevantes e até interferir no processo educacional. Algumas técnicas de detecção de expressões faciais fizeram progressos significativos nos últimos anos (ASLAN et al, 2014).

Atualmente, essas técnicas existem e são aplicadas como por exemplo; em dispositivos de câmeras digitais, softwares de reconhecimento facial do facebook etc. (Bos et al., 2020g). Ainda não existe uma precisão relacionada a captura de sentimentos reais e a classificação de estados emocionais específicos (Barret et al, 2019). Segundo Ekman, a classificação captura as expressões de situações em escala. Neste experimento é utilizado o conjunto de dados denominado de FER 2013 da Microsoft¹, que é um dos sistemas de análise de expressões faciais mais utilizados por pesquisadores. A medição das emoções com o uso da tecnologia educacional é um estereótipo que une a educação baseada em computador (Barret et al, 2019). Com isso tem se um efeito positivo e uma melhora gradual na atividade do processo educacional. Essa técnica será muito importante no ambiente educacional medindo as emoções, ativando técnicas de inteligência emocional e reconhecimento de emoções.

O professor mediador poderá ter acesso a dados biológicos do aluno durante uma exposição de uma atividade por exemplo e podendo encontrar métodos para um melhor desempenho (Aslan et al, 2014). É importante destacar que ao adotar essas tendências eminentes de tecnologias o professor poderá enfrentar alguns desafios. Para alguns desses desafios incluem se a aquisição de dados com o uso das ferramentas fisiológicas e psicológicas. Esse campo de estudo é ainda embrionário e os pesquisadores precisam adaptar as instruções para desenvolver a resposta do estado afetivo de um aluno. Com evidências do uso dessa tecnologia educacional gradualmente o aluno terá um melhor desempenho em sua atuação com o instrumento e, ou objeto educacional (BOS et al, 2019a).

O objetivo do experimento é analisar as expressões faciais juntamente com as atividades cerebrais através da coleta de dados em um dispositivo de EEG² (eletroencefalograma). As pesquisas sobre os estudos do cérebro ainda são embrionárias e incipientes (Bos et al., 2020e). Não há evidências definitivas que relacionam posições do cérebro com as funções cognitivas e a atenção do estudante (LIU, 2010). Algoritmos e coleta de dados auxiliam e amenizam o problema, mas não o solucionam por completo.

O artigo está estruturado da seguinte forma. A seção 2 apresenta a literatura e os trabalhos relacionados. Na seção 3 são apresentadas as tecnologias envolvidas durante o estudo. Na seção 4 é descrita a metodologia e os resultados do experimento e suas análises. Ainda na última seção é abordada as considerações finais.

¹ FER 2013: disponível em: <https://github.com/Microsoft/FERPlus>

² EEG: Eletroencefalografia é um método de monitoramento eletrofisiológico que é utilizado para registrar a atividade elétrica do cérebro.

2. Trabalhos relacionados

Expressão facial e reconhecimento de emoções com métodos de aprendizado profundo “Deep Learning” foram relatados em (Kahou, 2013; Tang, 2013; Liu et al, 2014). Tang trabalhou com um método que alcançou o primeiro lugar em dados públicos de validação e privados no desafio FER-2013. Propuseram uma estrutura de reconhecimento de expressão facial com restrições de peças deformáveis para localização conjunta de partes faciais e aprendizado baseado em reconhecimento de expressões. Além disso, Liu et al, 2014 incluíram os modelos pré-treinados para extrair recursos no nível da imagem. Finalmente o trabalho de Kahou et al, 2013 é provavelmente o mais relacionado à nossa proposta. O método deles seria o mais similar ao FER 2013 para o uso com vídeos.

Em 1924, Hans Berger, neurologista, capturou o primeiro eletroencefalograma (EEG) usando um eletrodo de um cérebro humano. O EEG revelou sinais elétricos em cérebros humanos mostrado em padrões de ondas. Com o avanço do poder da computação e a melhoria do equipamento de EEG, o sinal de EEG pode ser melhor utilizado para interpretar os estados do processo cognitivo e do comportamento, como atenção seletiva, memória de trabalho e cálculos mentais. Os sistemas de EEG podem ser usados para detectar emoções humanas e formar uma área importante na pesquisa de Interface cérebro-computador (KUMAR, 2016).

Existem muitos processos para o sistema de classificação emocional do EEG. Em primeiro lugar, as emoções dos participantes são provocadas usando estímulos externos. Alguns materiais são fornecidos para provocar emoções humanas, como sons, filmes e imagens (LIU, 2010).

Exemplos de sistemas comumente usados são EMOTIV e o MindWave da NEUROSKY. O número de canais e posições entre esses sistemas são diferentes, de acordo com cada dispositivo (BOS et al, 2019b); (BOS et al, 2020g); (BOS et al.,2020) h.

No entanto, muitos estudos (Coan,2004; Costafreda,2008; Holgraves,2011), sugeriram que o lobo frontal humano é uma área informativa e afetiva para medir atividades de EEG. Em seguida, algumas técnicas de pré-processamento de sinal digital são usadas para processar sinais brutos de EEG, a fim de reduzir a complexidade e remover ruídos.

CÎMPANU et al. (2017) recomendaram um estudo para avaliar os níveis de memória de trabalho, dez pessoas participaram do estudo fazendo tarefas enquanto dados de EEG foram gravados. A seguir será exposta as tecnologias utilizadas durante o estudo.

3. Tecnologias utilizadas

3.1 Emotion FER

A tecnologia educacional utilizada durante o estudo foi arquivo de etiqueta FER 2013 da Microsoft. Os dados consistem em imagens de faces em escala de cinza de 48x48 pixels. Os rostos foram registrados automaticamente para que o rosto fique mais ou menos centralizado. A tarefa é categorizar cada rosto com base na emoção mostrada na expressão facial em uma das sete categorias (0 = Raiva, 1 = Nojo, 2 = Medo, 3 = Feliz, 4 = Triste, 5 = Surpresa, 6 = Neutro).

O conjunto de treinamento consiste em 28.709 exemplos. Quando os computadores olham para uma imagem, o que eles 'veem' é simplesmente uma matriz de valores de pixel (COAN, 2004). Para classificar uma imagem, o computador precisa descobrir e classificar padrões numéricos na matriz da imagem. O reconhecimento automático de expressão facial é um

campo ativo de pesquisa. Em geral o sistema de reconhecimento de expressões consiste em quatro principais passos. Primeiro o rosto é localizado e extraído do fundo (KAHOU, 2013). Então, a geometria facial é estimada. Com base nisso, métodos de alinhamento podem ser usados para reduzir a variação rígida e não rígida. Finalmente, as representações da face são computadas. A Figura 1 mostra a imagem representativa do banco de dados do FER 2013 da Microsoft.



Figura 1. Imagem do conjunto de dados FER; Fonte Microsoft/FERPlus

3.2 EMOTIV EPOC

Os dispositivos EPOC e EPOC+ são tendências tecnológicas na educação em pesquisas científicas, sendo citados em mais de 900 artigos científicos, segundo base da scopus. O sensor EMOTIV é um dispositivo não invasivo e complexo que existe para o uso em pesquisas. Foi criado pela empresa australiana EMOTIV como um eletroencefalógrafo portátil (EMOTIV, 2020). É uma espécie de capacete que possui 14 eletrodos fixados no couro cabeludo. A utilização do EMOTIV na quantificação dos sinais neurais se dá pelo fato de possibilitar a sua utilização em ambiente não invasivo, não hospitalar, no qual o meio não será um fator de influência nos dados analisados (EMOTIV, 2020). Detecta movimentos de cabeça com sensores de movimentos em nove eixos, trabalha com detecção de EEG bruto, comandos mentais, métricas de desempenho e expressões faciais. O sinal é usado em nível profissional, a qualidade do EEG registrada pelo EMOTIV é estatisticamente equivalente aos dispositivos tradicionais de nível de pesquisa que tem um custo bastante alto e o uso hospitalar. O EMOTIV transmite dados sem fio a 128 ou 256 Hz, para gravação de dados cerebrais de alta resolução (EMOTIV, 2020).

As métricas de desempenho são excitação, engajamento, relaxamento, interesse, estresse e foco. As expressões faciais são detectadas no piscar, surpresa e sorriso (Bos et al, 2019d). As definições de marcador podem ser salvas e carregadas. Os marcadores são exibidos em tempo real e modos de reprodução. Na Figura 2 é mostrada o display do EEG na coleta de dados.

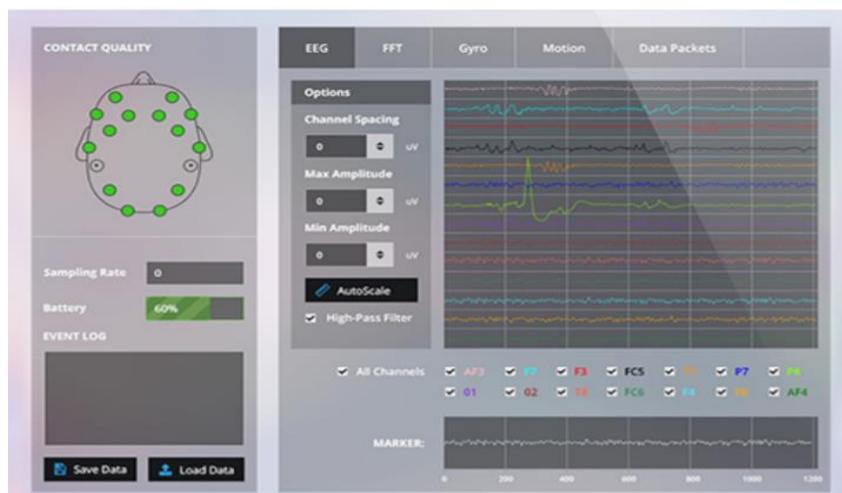


Figura 2. Display da coleta do EEG do software do EMOTIV. Fonte;(EMOTIV, 2020)

4. Metodologia

Os testes foram realizados para dez estudantes, sendo cinco homens e cinco mulheres de uma Universidade Federal em que foram convidados a não estar sob a influência de qualquer estímulo como cafeína ou qualquer outro medicamento no momento do experimento. Os participantes foram da faixa etária entre vinte anos e trinta anos de idade e cursando curso de nível superior. Todos os participantes assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido. Em seguida descrevemos as etapas usadas para gerar o banco de dados. Primeiro realizamos o experimento no conjunto de dados FER com um modelo de rede única.

Durante o experimento também foi utilizado o sensor da EMOTIV EPOC para capturar as atividades cerebrais durante o estudo. Na execução dos testes, foi observado que o ambiente estava livre de ruídos e perturbação nos testes com os participantes. Registramos várias realizações para cada experimento, a fim de obter resultados confiáveis. Cada realização dura cinco minutos, mais o tempo de preparação para o experimento com uma média de dois minutos.

4.1. Etapa 1

O método consistiu que todos os participantes foram orientados a apreciar dois diferentes tipos de vídeos. Um vídeo foi com a temática de material educacional básico, sem muitas oscilações durante o conteúdo abordado. O segundo vídeo consistiu em ter imagens mais impactantes em animações gráficas, interações em material publicitário, ambos com cinco minutos de visualização.

Durante o estudo o participante recebe a seguinte informação “Bem- vindos, estamos prestes a reproduzir um vídeo para você. Enquanto o vídeo estiver sendo reproduzido, usaremos sua webcam para determinar seu envolvimento emocional. Após o gráfico plotará seu envolvimento com o vídeo ao longo do tempo usando várias métricas. Você pode se concentrar em uma métrica específica clicando em um rótulo à esquerda”. Após a análise o participante recebeu a seguinte mensagem “Análise concluída, agora que sua análise terminou você pode reproduzir o vídeo e ver suas reações emocionais a ele ao longo do tempo”.

4.2. Etapa 2

Enquanto isso eles foram monitorados com o dispositivo EMOTIV descrito acima. Antes de colocar o dispositivo no couro cabeludo, os eletrodos são levemente umedecidos com uma solução salina que melhora o contato com a pele (maior condutividade) com gravação de sinais de EEG a uma taxa de amostragem de 512Hz com 14 canais após a conclusão de cada apreciação do vídeo. Realizamos dois tipos de medidas: atividade cerebral fazendo o uso do vídeo 1 e após do vídeo 2. As colunas de dados para as métricas de desempenho são ao total de seis. Cada uma marcada com os seguintes sufixos; ENG - Engajamento; VAL - Interesse; MED- Relaxamento; FRU- Stress; FOC - Foco; EXC- Excitação. As colunas de dados para as bandas de frequências fornecidas pelo sensor são as seguintes: THETA - 4-8Hz, ALPHA - 8-12 Hz, LOW BETA - 12-16 Hz, HIGH BETA - 16-25 Hz, GAMA - 25-45 Hz.

5. Resultados e discussão

Pode se observar nas figuras 3 e 4 que, ambas as experiências medidas, os resultados são muito semelhantes, porém teve maior predominância para a categoria “Foco” na Figura 3 que apresenta as métricas de desempenho do vídeo publicitário em relação ao vídeo educacional. O objetivo foi extrair os sinais cerebrais mais predominantes durante a execução do experimento com o uso dos vídeos apreciados pelos estudantes. Baseados nas categorias utilizadas pelo sensor da EMOTIV, que são: ENG - Engajamento; VAL - Interesse; MED-Relaxamento; FRU- Stress; FOC - Foco; EXC- Excitação. Na análise de desempenho de VAL- “Interesse” na comparação com as duas medidas observa-se que a Figura 3 apresenta uma maior oscilação positiva em Interesse com todos os estudantes voluntários. Na análise também foi possível observar que a categoria MED - “medo” foram muito similares em ambos os vídeos. Todo o conjunto de canais medidos foram avaliados com os métodos descritos acima com o uso do algoritmo do sensor e suas métricas.

A computação do sinal e do algoritmo de desempenho nos permitiu avaliar as curvas correspondentes apresentadas nos gráficos das figuras 3 e 4. Verificamos que os ritmos coletivos extraídos no mapeamento cerebral são mais precisos ao escolher os métodos de mídias audiovisuais. Por uma questão de clareza na apresentação, mostramos os resultados em duas etapas, sendo os primeiros resultados com os sinais cerebrais e no segundo momento nas Figuras 5 e 6 as expressões faciais. A seguir é apresentada a Figura 3 que mostra as métricas de desempenho do vídeo publicitário.

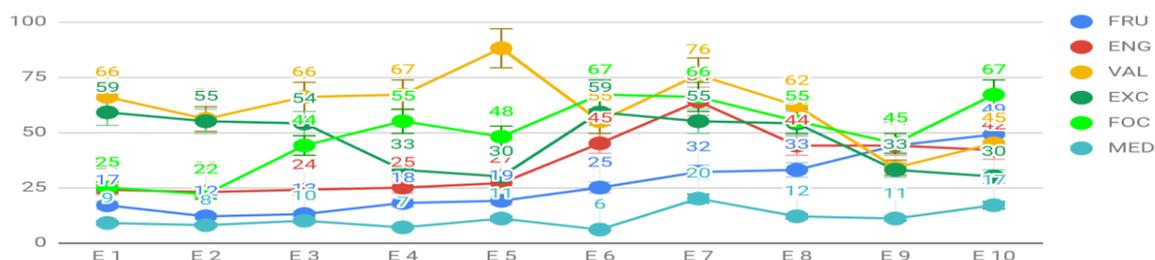


Figura 3. Métrica de desempenho Vídeo Publicitário

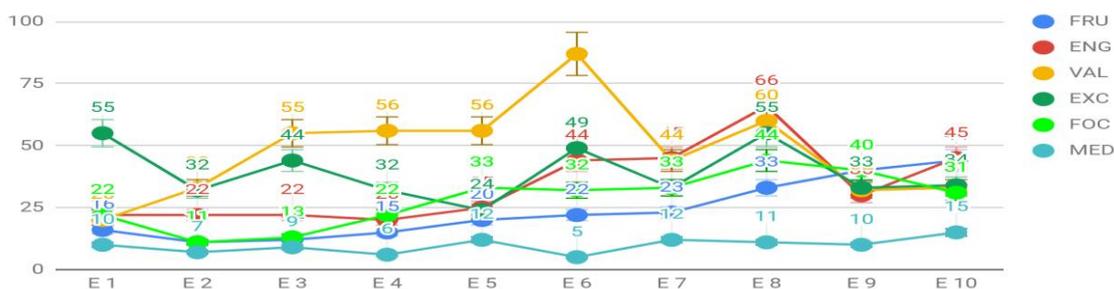


Figura 4. Métrica de desempenho Vídeo Educacional

Nosso objetivo nessa etapa foi extrair as métricas de desempenho das categorias de expressões faciais com base nas seguintes categorias. (0 = Raiva, 1 = Nojo, 2 = Medo, 3 = Feliz, 4 = Triste, 5 = Surpresa, 6 = Neutro). Conforme é mostrada na legenda ao lado do resultado observado. Será discutido os principais resultados obtidos a partir dos dados experimentais. Mostramos os resultados para o experimento a seguir apresentado nas Figuras 5 e 6. Conforme descrito nas seções anteriores, essa fase é obtida a partir do sinal das categorias apresentadas. Os participantes apresentaram resultados semelhantes em termos das propriedades e dos métodos de extração usados. Ao observarem o vídeo publicitário em relação ao vídeo educacional oscilaram predominantemente na categoria 5 “surpresa”. Em ambos os experimentos também foi observada a categoria 3= “Feliz” que foi dominante. A categoria 6= “Neutro” no vídeo publicitário teve uma percentagem de 50% entre os participantes. Já no vídeo educacional a mesma categoria pontuou em cinco dos participantes sendo 50% deles estar no estado “neutro” durante a exibição do vídeo. Na figura 5 apenas um dos participantes pontuou na categoria 4= “Triste”. Já na figura 6 dois participantes pontuaram nesta categoria. A seguir são mostradas as figuras 5 com as métricas de desempenho do vídeo publicitário e na figura 6 com as métricas de desempenho do vídeo educacional.

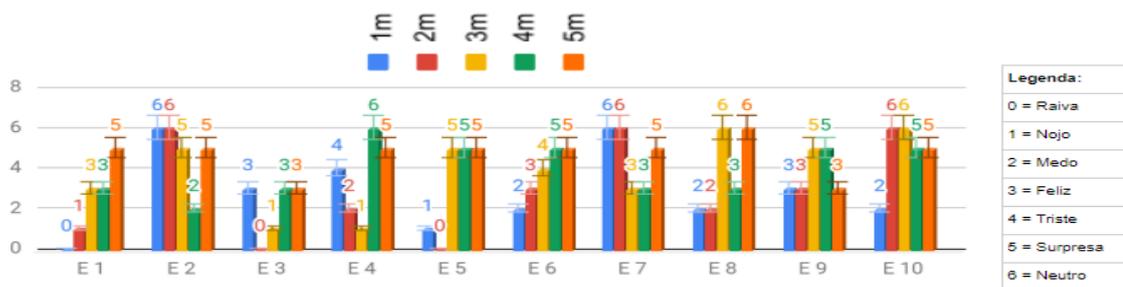


Figura 5. Métrica de desempenho Vídeo Publicitário

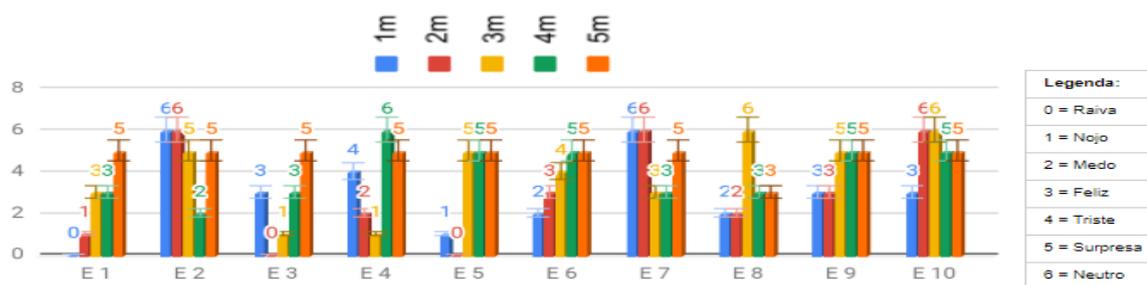


Figura 6. Métrica de desempenho Vídeo Educacional

Comparando as figuras 5 e 6, nota-se que o método mais consistente quando utilizado os sinais das categorias foi a observação do tempo dos vídeos, conteúdo abordado de diferentes categorias e o público pesquisado. Por outro lado, comparar os métodos de leitura de atividade cerebral com a captura das expressões faciais não parece tão simples, apenas observando as figuras mencionadas acima, por se tratar de dados biológicos e *biofeedbacks* humanos que têm ciclos de oscilações, condições e ritmos diferentes e em constante mudanças.

6. Considerações Finais

Acredita-se que a disponibilidade de um software com a detecção de emoções e a captura de expressões faciais terá um impacto significativo nas tecnologias educacionais emergentes para dispositivos e interfaces conectadas para o uso no ensino.

Pode se pensar que no futuro em que as tecnologias avançadas nessa área permitem que as pessoas construam seus perfis emocionais para que possam levar consigo os dispositivos e as experiências digitais usadas em sua vida cotidiana. Será como um passaporte emocional que tornará as jornadas digitais mais personalizadas, autênticas e eficazes, principalmente no âmbito educacional.

Pesquisas anteriores da psicologia sugerem que existem sentimentos ou intenção oculta por trás das expressões faciais que ainda não há evidências dessa habilidade bem dominada.

Como trabalho futuro, pretende-se testar o desempenho das expressões faciais juntamente as atividades cerebrais com outros recursos educacionais. Formulários poderiam ser anexados para obter mais informações sobre as emoções do estudante no momento do experimento. Como os sensores precisam apenas de algumas técnicas de uso, pretende-se continuar realizando pesquisas nessa área de tecnologia. No futuro muitos aplicativos de Interface cérebro-computador poderão se beneficiar da adoção do EPOC para ajudar nas investigações e oferecendo mobilidade devido à sua tecnologia sem fio.

Agradecimentos: Ao IFRS (Instituto Federal do Rio Grande do Sul) e a UFRGS (Universidade Federal do Rio Grande do Sul).

7. Referências

- ASLAN, SINEM, et al. "Learner engagement measurement and classification in 1: 1 learning." 2014 13th **International Conference on Machine Learning and Applications**. IEEE, 2014.
- BARRETT, LISA FELDMAN, et al. "Emotional expressions reconsidered: challenges to inferring emotion from human facial movements." **Psychological Science in the Public Interest** 20.1 (2019): 1-68.

BOS, A.S; PIZZATO, M. C; ZARO, M.A. Experimento de medição do nível de Atenção do Estudante: o uso da Mídia Interativa como Estímulo Resposta. **RENOTE-Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 17, n. 3, 2019a.

BOS, A. S., HERPICH, F., KUHN, I., GUARESE, R. L. M., TAROUCO, L. M. R., ZARO, M. A., WIVES, L. (2019b). Educational Technology and Its Contributions in Students' Focus and Attention Regarding Augmented Reality Environments and the Use of Sensors. **Journal of Educational Computing Research**. vol.57, n.7
<https://doi.org/10.1177/0735633119854033>

BOS, A. S.; PIZZATO, M.; ZARO, M.A. “REVISÃO DA TECNOLOGIA INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR: UMA PERSPECTIVA EDUCACIONAL”. **Redin-Revista Educacional Interdisciplinar**, v. 8, n. 1, 2019c.

BOS, Andreia S. et al. Student's attention: The use of Brain Waves Sensors in Interactive Videos. **International Journal of Advanced Engineering Research and Science**, v. 6, n. 4, 2019d.

BOS, A.S.; ZARO, M. A; PIZZATO, M. “Investigação da Atenção do Estudante com técnicas de EEG: o uso da Realidade Virtual no Ensino”. In: **Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação**. 2019e. p. 1397.

BOS, A.S; PIZZATO, M.; ZARO, M.A; Investigação da atenção do estudante: o uso da realidade virtual no ensino de computação. **Tear: Revista de Educação, Ciência e Tecnologia**, vol 8, n. 2, Dez, 2019f. Disponível em:
<https://periodicos.ifrs.edu.br/index.php/tear/index>

BOS, A. S., DONATO, L. G., VETTORI, M., & ZARO, M. A. (2020) g. Effects of the binaural wave as a stimulus for student hyperattention: brain frequency records without interactive media context. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 7(9). Retrieved from <http://journal-repository.com/index.php/ijaers/article/view/2491>

BOS A.S., VETTORI, M., PIZZATO, M., ZARO, M.A. (2020) h. “Recognition of facial expressions: active emotions during the use of audiovisuals”, *International Journal of Development Research*, 10, (08), 39779-39783.

CÎMPANU, C. et al. A Comparative Study on Classification of Working Memory Tasks Using EEG Signals. 2017 21st **International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS)**, Bucharest, 2017, pp. 245-251.

COAN J. A. AND J. J. ALLEN, "Frontal EEG asymmetry as a moderator and mediator of emotion," **Biological psychology**, vol. 67, no. 1, pp. 7-50, 2004.

COSTAFREDA S.G., M. J. BRAMMER, A. S. DAVID, AND C. H. FU, "Predictors of amygdala activation during the processing of emotional stimuli: a meta-analysis of 385 PET and fMRI studies," **Brain research reviews**, vol. 58, no. 1, pp. 57-70, 2008.

EKMAN P., SORENSON E.R., FRIESEN W. V pan-cultural elements in facial displays of emotion. **Science**. 1969; 164:86–88. doi: 10.1126/science.164.3875.86.

EKMAN, P. (1993) Facial expression and emotion. **American Psychologist** 48(4): 384–392.

EMOTIV EPOC specifications, Emotiv, 2020. Emotiv Software Development Kit User Manual for Release.

FERREIRA, Valter A. et al. Operariedade cognitiva e experimentação virtual imersiva de Eletricidade. **RENOTE-Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 17, n. 1, p. 375-384, 2019.

HOLTGRAVES T. AND A. FELTON, "Hemispheric asymmetry in the processing of negative and positive words: A divided field study," **Cognition and Emotion**, vol. 25, no. 4, pp. 691- 699, 2011.

IZQUIERDO I., C.R.G. FURINI, J.C. Myskiw Fear memory *Physiological Reviews*, 96 (2) (2016), pp. 695-750, 10.1152/physrev.00018.2015

J. KUMAR, "Affective modelling of users in HCI using EEG," **Procedia Computer Science**, vol. 84, pp. 107-114, 2016

KAHOU S.E., C. PAL, X. BOUTHILLIER, P. FROUMENTY, C. GUL, CEHRE, R. MEMISEVIC, P. VINCENT, A. COURVILLE, Y. Bengio, R. C. Ferrari, et al. Combining modality specific deep neural networks for emotion recognition in video. In *Proceedings of the 15th ACM on International conference on multimodal interaction*, pages 543–550. ACM, 2013

LENT, R. (2015) Neuroplasticidade. In: LENT, Roberto (Org.). **Neurociência da mente e do comportamento**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan. p. 241-252.

LIU Y, O. Sourina, and M. K. Nguyen, "Real-time EEG-based human emotion recognition and visualization," in *Cyberworlds (CW), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 262-269: IEEE

LIU P., S. HAN, Z. MENG, AND Y. TONG. Facial expression recognition via a boosted deep belief network. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on*, pages 1805–1812. IEEE, 2014

MAYER R. (2008). Applying the science of learning: Evidence-based principles for the design of multimedia instruction. **Cognition and Instruction** 19, 177-213.

POSNER MI, PETERSEN SE. The Attention System of the Human Brain. **Annual Review of Neuroscience**. 1990;13(1):25–42. pmid:2183676

SONGA G., SLABBINCK H., VERMEIR I. How do implicit/explicit attitudes and emotional reactions to sustainable logo relate? **A neurophysiological study**. *Food Qual. Prefer.* 2019; 71:485–496. doi: 10.1016/j.foodqual.2018.04.008

TANG Y. Deep learning using linear support vector machines. **arXiv preprint arXiv:1306.0239**, 2013.

TOKUHAMA-ESPINOSA, T. N. (2008). The scientifically substantiated art of teaching: A study in the development of standards in the new academic field of neuroeducation (mind, brain, and education science). **Capella University**, MN, USA.