

# Uso de um BCI para a medição dos níveis de atenção

Ana Rita Teixeira

Escola Superior de Educação de Coimbra – Politécnico de Coimbra/Mestrado em Human Computer Interaction e IETA – Universidade de Aveiro  
[ateixeira@ua.pt](mailto:ateixeira@ua.pt)

Marta Silva

Escola Superior de Educação de Coimbra – Politécnico de Coimbra/Mestrado em Human Computer Interaction  
[martasofiagandarao@gmail.com](mailto:martasofiagandarao@gmail.com)

António José Mendes

Centro de Informática e Sistemas – Universidade de Coimbra, Portugal  
[toze@dei.uc.pt](mailto:toze@dei.uc.pt)

Anabela Gomes

Instituto Superior de Engenharia de Coimbra – Politécnico de Coimbra e Centro de Informática e Sistemas – Universidade de Coimbra, Portugal  
[anabela@isec.pt](mailto:anabela@isec.pt)

**Abstract—** O uso das BCI's no estudo dos níveis de atenção tem sido amplamente descrito na literatura. Este artigo estuda os níveis de atenção durante a condução de veículos e a realização concomitante de tarefas paralelas, usando uma BCI Neurosky Mindset. Este estudo preliminar pretende determinar se o Mindset pode ser usado como ferramenta na caracterização dos níveis de atenção durante a execução de diversas tarefas quotidianas. Os resultados da avaliação Neurosky Mindset sugerem uma relação entre os níveis de Atenção medidos e os auto-relatados pelos próprios utilizadores. No entanto, trata-se apenas de um estudo inicial que pretende ser alargado num futuro próximo, em termos de dimensão e características da amostra, tipo de tarefas e dispositivos utilizados. A intenção futura será a de extrair parâmetros como níveis de excitação ou frustração, atenção, sonolência ou condições geradoras de stress durante atividades de programação, sendo o objetivo principal o de caracterizar vários perfis de aprendizagem.

**Keywords—**Brain Computer Interfaces (BCI); Interação Homem-Máquina; Atenção; Avaliação neuropsicológica.

## I. INTRODUÇÃO

Brain Computer Interfaces (BCI) são interações funcionais diretas entre um cérebro humano e um dispositivo externo [1], tendo adquirido recentemente interesses acrescidos com imensas aplicações na área de Interação Homem-Máquina (IHM). Um BCI mede a atividade cerebral de um utilizador permitindo identificar o padrão de determinado pensamento ou ação. A atividade cerebral é medida pela deteção de pequenas mudanças de tensão em áreas específicas do cérebro. Isso pode ser feito essencialmente através de três métodos: 1) invasivo, onde os eléctrodos são colocados no interior do cérebro, 2) parcialmente invasivo onde os eléctrodos são colocados no crânio e 3) não invasivo onde os eléctrodos são colocados no couro cabeludo [2]. A electroencefalografia (registo de sinal EEG) é o único método de medição da atividade cerebral não invasiva atualmente disponível e, por conseguinte, o mais utilizado, pelo que a sua utilização pode ser considerada um método viável de BCI [3].

## II. SISTEMAS BCI SEM FIOS: NEUROSKY MINDSET

Embora os primeiros BCI tenham sido propostos no final dos anos 70, a sua utilização generalizada tem sido limitada devido ao custo e complexidade dos equipamentos [2]. No entanto, avanços tecnológicos recentes permitiram o desenvolvimento de dispositivos BCI de baixo custo que visam

o mercado de massa. Encontram-se atualmente em desenvolvimento BCIs portáteis e sem fios, com o objetivo de ser utilizados em variadas aplicações reais. Nos primórdios do desenvolvimento dos BCI, as suas aplicações destinavam-se essencialmente ao controlo do cursor e de voz (*speller*) com o intuito principal de ajudar pessoas com deficiência. Recentemente, com o interesse crescente dos sistemas BCI sem fios, encontram-se também muitas aplicações na área dos jogos, proporcionando experiências de entretenimento [4-5] ou com propósito mais sério [6]. Por exemplo, as empresas Emotiv e Neurosky lançaram recentemente *headsets* BCIs sem fio para fins de entretenimento, como jogos cerebrais/mentais e de monitoramento mental. Também diversos grupos internacionais têm aplicado sistemas BCI sem fios em novas áreas, como sistemas de automação residencial baseado no monitoramento de estados fisiológicos humanos, marcação de chamadas por telemóvel e deteção de sonolência para motoristas [7].

Porém, os BCI têm também apresentado contribuições em várias áreas, nomeadamente, na medicina, na neuroergonomia, ambientes inteligentes, neuromarketing e publicidade, educação e autorregulação, segurança e autenticação. Relativamente à medicina as aplicações são várias e com utilizações em várias fases desde a prevenção de doenças como o alcoolismo ou tabagismo [8-11], deteção de doenças como tumores, epilepsias ou encefalites [12-14] ou cura e reabilitação, como os dispositivos neuroprostéticos [14-18]. A área da domótica também tem usufruído da utilização de BCIs para oferecer mais segurança, luxo e controlo fisiológico à vida quotidiana dos seres humanos [19-20]. Outra área de aplicação é o marketing, neste sentido têm sido desenvolvidas pesquisas para avaliar os benefícios da utilização de EEG nas publicidades televisivas quer no domínio comercial quer no político [21-22]. Também a área de sistemas de segurança tem sido alvo de aplicação de BCIs [23].

Porém, as nossas maiores expectativas são no domínio do ensino e aprendizagem a programação. Apesar dos sistemas existentes nesta área se concentrarem mais no domínio de interações personalizadas [24], as nossas expectativas são também no sentido de avaliar estados mentais durante a aprendizagem (emoções, atenções, frustrações,...) de especial interesse na programação. Para tal, estamos a começar a delinear experiências começando com o Neurosky Mindset. Este dispositivo tem, juntamente com a capacidade de gravação

de sinal EEG e medição do número de pestanejos (*eye blinking*), a patente do algoritmo eSense. Este algoritmo interpreta os estados mentais do utilizador como a atenção e a meditação. O estudo apresentado neste artigo, foca-se apenas no estado mental da atenção, que indica a intensidade do nível de concentração. O valor varia de 0 a 100. O nível de atenção aumenta quando um utilizador se concentra num único pensamento ou objeto externo, e diminui quando está distraído, tem pensamentos errantes, falta de foco ou ansiedade [23, 25]. Esta informação é apresentada na Tabela 1.

TABLE I. DESCRIÇÃO DOS VALORES DE ATENÇÃO MEDIDOS NO ESENSE

Valores	Níveis de Atenção eSense	Descrição
0	Impossível de calcular	Ruído excessivo
1-20	“Extremamente baixos”	Distração, agitação
20-40	“Reduzidos”	Pensamentos distraídos, falta de concentração
40-60	“Neutros”	Concentração normal
60-80	“Ligeiramente elevados”	Boa concentração
80-100	“Elevados”	Elevada concentração

### III. ESTUDOS EEG E ATENÇÃO

Tem havido uma grande quantidade de trabalhos de investigação com foco na deteção do estado de atenção mental a partir das características do EEG [26-31]. A deteção da atenção é importante em muitos campos, incluindo estudos clínicos de redução do stress, privação de sono, fadiga, comportamento durante a condução de veículos, situações educacionais ou em situações de jogos de concentração e envolvimento do jogador.

A atenção é normalmente definida como a capacidade de focar os nossos recursos cognitivos num aspeto relevante do ambiente, ignorando outros aspetos irrelevantes [32]. Muitos jogos de neurofeedback baseados em BCI [29; 33-34] empregam recursos EEG relacionados com a atenção como parâmetro de controlo, uma vez que a atenção é um fator chave da cognição humana. No entanto, a determinação automática do estado de atenção dos sujeitos é um desafio porque a atenção envolve funções cognitivas humanas complexas. Pesquisas anteriores [35-36] demonstraram que os sinais de EEG (especialmente a banda beta) contêm informações consideráveis sobre a atenção, indicando a possibilidade de reconhecer os níveis de atenção dos sujeitos através do estudo dos dados EEG.

### IV. TESTES EXPERIMENTAIS

O objetivo do presente estudo é de analisar o desempenho de qualidade da BCI Neurosky Mindset, medindo os níveis de atenção durante a condução sob tarefas que diminuem o nível de atenção, contra os níveis de atenção auto-relatados pelo participante. Os objetivos específicos consistem em medir os níveis de atenção nos condutores considerando os seguintes cenários:

1. Condução em condições de tráfego real e moderado, como uma autoestrada a cerca de 100 km/h, durante o dia, com

tarefas paralelas que diminuem o nível de atenção, como ouvir música, falar ou comer. Cada tarefa dura aproximadamente 3 minutos.

2. Condução em condições de tráfego mais elevado a cerca de 50Km/h, nomeadamente num centro urbano com tráfego elevado, sem qualquer outra tarefa paralela. Esta tarefa demora aproximadamente 3 minutos.

Os dados obtidos na realização destas tarefas foram exportados para um ficheiro do Microsoft Excel<sup>®</sup> e para o Mathworks Matlab<sup>®</sup> e os resultados procuraram determinar se o *headset* estava apto a fornecer dados úteis e/ou confiáveis. Antes do teste, os participantes foram solicitados a responder a um pequeno questionário, que incluía perguntas de identificação e hábitos e regularidade de condução. Ao concluir cada tarefa, o participante foi solicitado a responder a uma autoavaliação relativamente à realização de cada tarefa. Os resultados destes foram correlacionados com os dados obtidos a partir do *headset*.

#### A. Questionário

Antes da realização da experiência, foi efetuado um inquérito a cada utilizador de forma a se obter informação de caracterização (nome e idade) bem como a seguinte informação referente à sua experiência como condutor:

- Data de emissão da carta de condução
- Frequência de condução (quantas vezes por semana conduz e quanto tempo de cada vez em que tipo de percurso)
- Hábito de conduzir com outras tarefas paralelas (ouvir música, falar e comer)

Após a realização da experiência foi efetuado um inquérito a cada participante com o objetivo de perceber a perceção de concentração/distração na realização de tarefas paralelas. Os resultados foram avaliados através de uma escala de Likert de 5 pontos (com a seguinte correspondência: 1 - altamente distraído, 2 - pouco distraído, 3 - normal, 4 - focado, 5 - altamente focado).

#### B. Amostra

Participaram no estudo 4 utilizadores (3 do sexo feminino e 1 do sexo masculino) com idades compreendidas entre os 29 e os 42 anos (Média = 35,5). Os participantes receberam instruções antes de cada teste tais como informação sobre as tarefas paralelas a serem executadas e as circunstâncias em que seriam realizadas. Foi explicado a cada utilizador que o propósito deste teste não era o de julgar o seu desempenho mas sim avaliar a BCI utilizada como forma de monitorização dos níveis de atenção e meditação.

#### C. Objetivo

O objetivo da experiência foi então o de testar diferentes casos durante a condução e entender se realmente o nível de atenção diminui com a introdução de tarefas em paralelo. Portanto, assumiu-se a existência de 5 hipóteses para as quais fomos testar e verificar os seus resultados:

H1 - Conduzir e ouvir música implica redução do nível de atenção registada no eSense (abaixo de 40) para todos os participantes.

H2 - Conduzir e alimentar-se implica um baixo nível de atenção registada no eSense (abaixo de 40) para todos os participantes.

H3 - Conduzir e falar ao telemóvel implica redução do nível de atenção registada no eSense (abaixo de 40) para todos os participantes.

H4 - Conduzir no centro da cidade implica baixo nível de atenção registada no eSense (abaixo de 40) para todos os participantes.

H5 - Existe uma correlação entre os níveis de atenção registada no eSense e a experiência de condução descrita.

### V. TESTES

Cada uma das hipóteses (H1- H5) foi testada e os respetivos resultados são apresentados nas Figura 1, Figura 2, Figura 3, Figura 4 e Figura 5. Houve alguns problemas na obtenção de dados, o que significa que o *headset* precisou de algum tempo para obter valores do eSense acima de 0. O tempo de espera para obter um valor acima de 0 foi de cerca de três minutos. Observou-se também, ocasionalmente, amplas variações para cada interpretação, o que significa que algumas partes do algoritmo eSense aprendem dinamicamente e às vezes empregam algoritmos de "adaptação lenta" para se ajustarem às flutuações e tendências naturais de cada utilizador.

Os dados para cerca de 100 *timesteps* (cerca de três minutos), foram medidos por cada participante para cada uma das quatro tarefas e, em seguida, analisados pela sua mediana. Os valores 0 e os valores extremos foram retirados dos dados de resultados. A variação dos dados é maior do que 20%, mostrando a sua heterogeneidade, o que reflete ainda um considerável registo de dados de flutuação. Pela Figura 1 podemos ver que 51% dos valores médios estão na faixa de atenção eSense de [20-40] e 18% permanecem ao intervalo [40-60].

Para obter esses resultados, primeiro foi comparada a atenção registada no medidor do *headset* para todos os participantes em cada uma das tarefas.

Posteriormente, os valores de Atenção foram comparados para todas as tarefas: “conduzir e ouvir música”, “conduzir e falar ao telemóvel”, “conduzir e comer” e “conduzir no centro da cidade com tráfego elevado”.

Para os dados apresentados foi realizado um Teste t (com  $df = 100$ ), Tabela II. O objetivo foi o de testar se a diferença entre as médias dos valores de medição entre cada um dos participantes para cada tarefa eram significativamente diferentes considerando um intervalo de confiança a 95%. Observou-se uma variabilidade significativa entre os diversos pares de participantes, principalmente na realização da tarefa “conduzir e ouvir música” (A hipótese  $h_0$  foi rejeitada em todos os casos, exceto entre P1-P4) e da tarefa “conduzir e comer” (A hipótese  $h_0$  foi rejeitada em todos os casos, exceto entre P1-P4 e P2-P4). Para as restantes tarefas (“Conduzir e falar ao telemóvel” e “Conduzir no centro da cidade”) a hipótese  $h_0$  foi aceite em 50%, havendo apenas uma congruência entre P2-P3 para estas tarefas. É de salientar que em todas as tarefas a relação entre o par P2-P3 rejeita a

hipótese nula ( $h_0$ ), significando que há uma diferença estatística entre as médias.

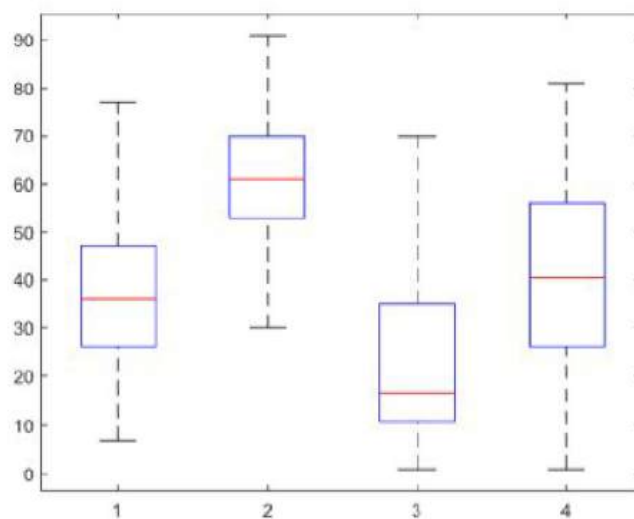


Fig. 1 – Resultados da Atenção medida no eSense para todos os 4 participantes relativos à tarefa “conduzir e ouvir música”

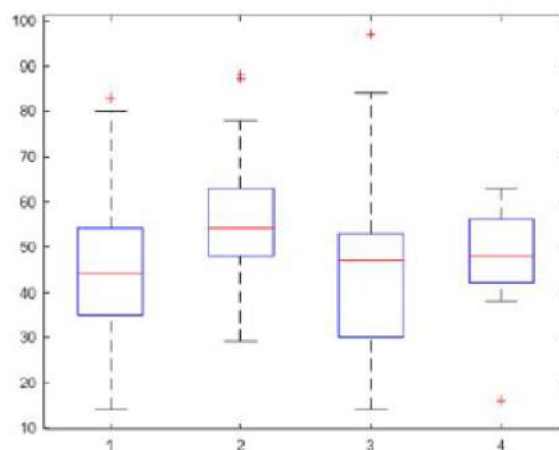


Fig. 2 – Resultados da Atenção medida no eSense para todos os 4 participantes relativos à tarefa “conduzir e falar ao telemóvel”

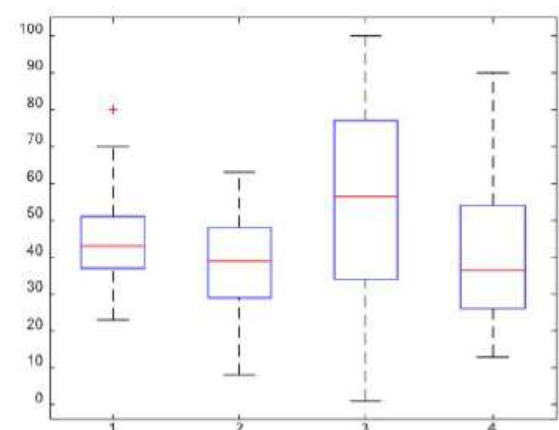


Fig. 3 – Resultados da Atenção medida no eSense para todos os 4 participantes relativos à tarefa “conduzir e comer”

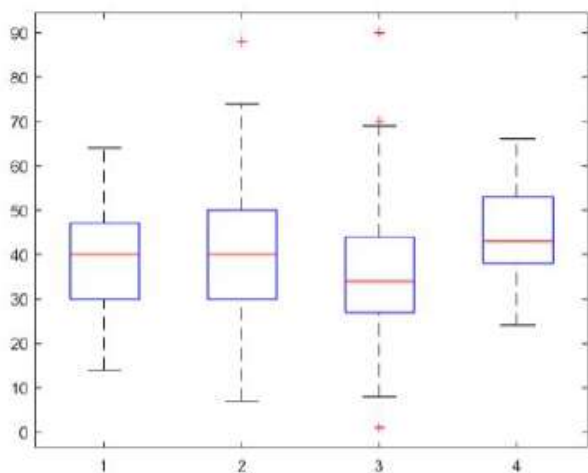


Fig. 4 – Resultados da Atenção medida no eSense para todos os 4 participantes relativos à tarefa “conduzir no centro da cidade com tráfego elevado”

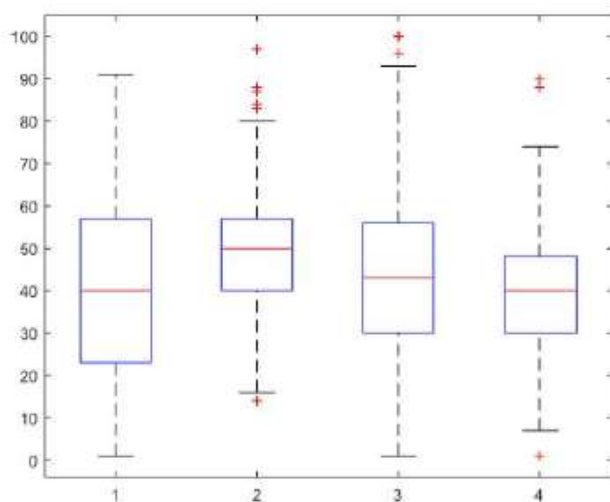


Fig. 5 – Resultados da Atenção medida no eSense para todos os participantes no total das 4 tarefas

O Teste t foi também aplicado na comparação das tarefas realizadas, Tabela III e Figura 5. Verificou-se que entre as tarefas “conduzir e ouvir música” e “conduzir no centro da cidade com elevado tráfego” não há uma diferença dos seus valores médios. Todas as outras comparações de tarefas mostraram variabilidade significativa, ou seja, estatisticamente diferentes em média.\

A Figura 6 apresenta os resultados do questionário feito para cada um dos participantes após a experiência de condução. Os valores estão entre 1 e 5, significando: 1 - altamente distraído, 2 - pouco distraído, 3 - normal, 4 - focado, 5 - altamente focado. Os resultados do questionário mostram que o participante 1 e 3 relataram um pouco menos de atenção enquanto falavam ao telemóvel e ouviam música, respetivamente. Os restantes sujeitos demonstraram ter um nível de atenção normal enquanto conduziam e executavam tarefas secundárias. Os resultados do questionário relativos aos valores de atenção na realização de tarefas paralelas confirmam os resultados presentes nas Figuras 1-4. É de salientar a

variabilidade na tarefa “ouvir música”, sendo a mesma encontrada na análise do gráfico da Figura 6, corroborando a análise anteriormente efetuada.

TABLE II. RESULTADOS DO TESTE T NA COMPARAÇÃO ENTRE OS PARTICIPANTES A REALIZAR AS DIFERENTES TAREFAS

	Variabilidade dos Participantes	
	h	p
Conduzir e ouvir música	P1-P2	1,43E-25
	P1-P3	1,45E-03
	P1-P4	0,1033
	P2-P3	8,96E-24
	P2-P4	6,90E-08
	P3-P4	8,56E-06
Conduzir e falar ao telemóvel	P1-P2	1,69E-02
	P1-P3	0,7202
	P1-P4	0,0621
	P2-P3	1,8304E-02
	P2-P4	8,7570E-01
	P3-P4	0,0549
Conduzir e comer	P1-P2	6,78E-01
	P1-P3	5,07E-01
	P1-P4	0,0576
	P2-P3	7,94E-07
	P2-P4	0,1580
	P3-P4	1,20E-01
Conduzir no centro da cidade	P1-P2	0,2249
	P1-P3	0,0948
	P1-P4	2,54E-01
	P2-P3	0,0106
	P2-P4	0,0839
	P3-P4	2,66E-02

TABLE III. RESULTADOS DO T-TEST PARA COMPARAÇÃO DE TAREFAS

Conduzir e	Variabilidade das Tarefas	
	h	p
Ouvir música e falar ao telemóvel	1	3,72E-06
Ouvir música e comer	1	0,0025
Ouvir música e “Centro da Cidade”	0	0,5025
Falar e comer	1	0,012
Falar e “Centro da Cidade”	1	2,74E-12
Comer e “Centro da Cidade”	1	1,09E-01

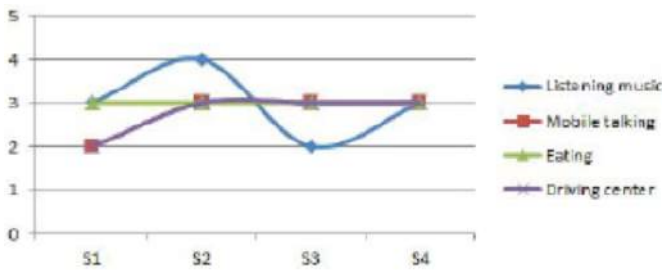


Fig. 6 – Resultados do questionário relativo aos valores de atenção na realização de tarefas paralelas à condução, para todos os indivíduos (S1, S2, S3 e S4)

## VI. CONCLUSÃO

Em conclusão, há uma correspondência entre os dados obtidos a partir do *headset* em tempo real e a experiência de condução descrita pelos utilizadores. No entanto, o *headset* produziu uma alta variabilidade de dados, o que implica alguma imprecisão na análise. As hipóteses testadas produziram resultados ligeiramente diferentes nos participantes: nem todas as tarefas paralelas implicam um nível de atenção reduzido, ou seja, com menos de 40 na escala do medidor eSense, mas a média dos dados está no intervalo de pensamentos errantes, falta de foco e níveis normais de atenção. Considerando que todos os sujeitos têm experiência de condução e executam periodicamente todas essas tarefas paralelas, é compreensível que os níveis de atenção às vezes sejam mantidos normais. Este estudo provou que as capacidades do Neurosky Mindset em relação aos níveis de atenção são positivas e que as tarefas que normalmente distraem um indivíduo de sua tarefa principal, não o tornam mais focado ou concentrado nessa tarefa.

## VII. V. TRABALHO FUTURO

Consideramos esta pesquisa muito promissora, pois há muito a fazer e com aplicações em vários campos. No futuro próximo, estamos particularmente interessados em aplicar este estudo para analisar os problemas que os alunos enfrentam ao aprender a programar. Um dos nossos objetivos é o de medir o que está a acontecer com o utilizador e determinar como é que partes específicas do cérebro ou outros elementos do corpo podem medir diferentes funções ao realizar atividades iniciais de programação de computadores. O desenvolvimento de habilidades de resolução de problemas de programação é o aspeto mais complexo para os alunos que frequentam uma disciplina introdutória de programação. Portanto, é necessário definir exercícios adequados em cada estágio de aprendizagem de programação. A sequência de exercícios não deve ser predefinida e pode não ser a mesma para todos os alunos devendo ser adaptada de acordo com as necessidades e nível de conhecimento atual. Atividades que são muito fáceis num determinado momento podem não dar uma boa contribuição para o desenvolvimento cognitivo do aluno, mas se também forem muito difíceis podem causar frustração, desmotivação e desistências. Na nossa opinião, é importante propor atividades que criem alguma dificuldade para cada estudante, mas que eles possam ser capazes de resolver, pelo menos parcialmente. Isso pode contribuir para aumentar a motivação e autoconfiança do aluno, fazendo com que ele acredite que é possível ser bem sucedido e que resolver problemas é uma

forma eficaz de aprender. No entanto, analisar esses aspetos cognitivos e não cognitivos, enquanto os alunos programam utilizando BCIs é um trabalho complexo que tem de ser dividido por fases. Em primeiro lugar, pretendemos fazer uma análise de várias tarefas adequadas descritas em scripts pré-definidos utilizando vários BCIs e comparando os resultados. Em segundo lugar, será feita a extensão da amostra para possibilitar comparações entre género, sujeitos com diferentes backgrounds (comparar peritos versus iniciantes), entre outros, possibilitando a construção de modos comportamentais cognitivos e não-cognitivos. Este estudo envolverá o teste e estudo de funções pretendidas, a fim de encontrar padrões que meçam a capacidade dos indivíduos para formular princípios abstratos, estados emocionais ou outros elementos de interesse com base no feedback recebido após cada teste.

Outro problema identificado em estudos de programação anteriores é a falta de motivação que os alunos mostram ao ter que aprender a programar. Portanto, outra fase inclui a criação de um conjunto de protocolos experimentais que nos permitirão verificar a motivação dos alunos para a aprendizagem da programação. A nossa intenção será a de extrair parâmetros muito importantes como níveis de excitação ou frustração, atenção, sonolência ou condições geradoras de stress. No final desta fase pretende-se caracterizar o EEG e caracterizar vários perfis de aprendizagem de programação.

Outro objetivo desta pesquisa é desenvolver um sistema adaptativo baseado em BCI e HCI. O BCI é usado para fornecer informações sobre as capacidades cognitivas e não cognitivas do aluno. Depois de identificar os diferentes padrões que ocorrem na atividade elétrica do cérebro em diferentes desempenhos de aprendizagem de programação vamos usar esses padrões para construir um sistema de aprendizagem que se irá adaptar às capacidades e interesses do utilizador. Por exemplo, se o utilizador mostrar mais dificuldade em resolver um problema específico, o sistema identificará os padrões (por exemplo, níveis de frustração) para fornecer pistas ou dicas para o aluno a fim de melhorar as suas capacidades de aprendizagem. Para construir este sistema usaremos um sistema BCI típico que identifica os padrões específicos descobertos nas tarefas anteriores. Como resultados do BCI iremos fornecer maneiras de melhorar as capacidades de aprendizagem do utilizador, fornecendo, por exemplo, sugestões sobre como resolver o problema.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem aos participantes nesta experiência.

## REFERÊNCIAS

- [1] D. Dietrich, R. Lang, D. Bruckner, et al (2010) Limitations, possibilities and implications of Brain-Computer Interfaces. In Proc. of IEEE Conference on Human System Interactions (HSI), pp. 722-726.
- [2] A. Vourvopoulos and F. Liarokapis, (2012) Robot Navigation Using Brain-Computer Interfaces. In Proc. of 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom), pp. 1785-1792.
- [3] JP Rodrigues, DG Migotina, AC da Rosa. (2010) EEG training platform: Improving Brain-Computer Interaction and cognitive skills. In Proc. of IEEE Conference on Human System Interactions (HSI), pp.425-429.
- [4] A.S. Royer, A.J. Doud, M.L. Rose and B. He, "Eeg control of a virtual helicopter in 3-dimensional space using intelligent control strategies,"

- Neural Syst Rehabilitation Eng, IEEE Trans, vol. 18, no. 6, 2010, p. 581–589
- [5] L. Bonnet, F. Lotte and A. Léc. Two brains one game: design and evaluation of a multi-user bci video game based on motor imagery (2013).
  - [6] B. Hamadicharef, H. Zhang, C. Guan, C. Wang, KS Phua, KP Tee, KK Ang. 2009. Learning eeg-based spectral-spatial patterns for attention level measurement. In Proc. of IEEE international symposium on circuits and systems. Piscataway: IEEE, pp. 1465–1468.
  - [7] Chin-Teng Lin, Fu-Chang Lin, Shi-An Chen, Shao-Wei Lu, Te-Chi Chen, Li-Wei Ko, “EEG-based Brain-computer Interface for Smart Living Environmental Auto-adjust Brain-Computer Interface Systems – Recent Progress and Future Prospects,” Journal of Medical and Biological Engineering, 2010, vol. 30, no. 4, pp. 237–245.
  - [8] ZM Hanafiah, MN Taib, N. Hamid. EEG pattern of smokers for theta, alpha and beta band frequencies. In Proc. of Research and Development (SCORED), 2010 IEEE Student Conference on. IEEE, pp. 320–23.
  - [9] W. Di, C. Zhihua, F. Ruifang, L. Guangyu and L. Tian. Study on human brain after consuming alcohol based on eeg signal. In Proc. of Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference on, vol. 5. IEEE, pp. 406–09.
  - [10] Z. Eksi, A. Akgül, M. Recep Bozkurt, “The classification of eeg signals recorded in drunk and non-drunk people,” Int J Comput Appl, vol. 68, 2013.
  - [11] E. Malar, M. Gautham and D. Chakravarthy, “A novel approach for the detection of drunken driving using the power spectral density analysis of EEG,” Int J Comput Appl, vol. 7, no. 3, 2011.
  - [12] VS Selvam and S. Shenbagadevi. Brain tumor detection using scalp eeg with modified wavelet-ica and multi layer feed forward neural network. In Proc. of Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE. IEEE, pp. 6104–6109.
  - [13] M. Sharanreddy and P. Kulkarni, “Detection of primary brain tumor present in eeg signal using wavelet transform and neural network,” Int J. Biol Med Res, vol. 4, no. 1, 2013.
  - [14] M. Poulos, T. Felekis and A. Evangelou, “Is it possible to extract a fingerprint for early breast cancer via eeg analysis?,” Med Hypotheses, vol. 78, no. 6, 2012, pp. 711–716.
  - [15] KK Ang, C Guan C, KS Chua, BT Ang, C Kuah, C Wang, KS Phua KS, ZY Chin and H Zhang. Clinical study of neurorehabilitation in stroke using eeg-based motor imagery brain-computer interface with robotic feedback. In Proc. of Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE. pp. 5549–5552.
  - [16] CE King, PT Wang, M Mizuta, DJ Reinkensmeyer, AH Do, S. Moromugi and Z Nenadic. Noninvasive brain-computer interface driven hand orthosis. In Proc. of Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE, pp. 5786–5789.
  - [17] T Meyer, J Peters, D Brotz, TO Zander, B Scholkopf, SR Soekadar and M Grosse-Wentrup. A brain–robot interface for studying motor learning after stroke. In Proc. of Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on, pp. 4078–4083.
  - [18] C.L. Jones, F. Wang, R. Morrison, N. N. Sarkar, D.G. Kamper, “Design and development of the cable actuated finger exoskeleton for hand rehabilitation following stroke,” IEEE Syst J., 2014.
  - [19] C.-T. Lin, B.-S. Lin, F.-C. Lin, C.-J. Chang, “Brain computer interface-based smart living environmental auto-adjustment control system in UpnP home networking,” IEEE Syst J., 2012.
  - [20] C-Z Ou, L- Bor-Shyh, C-J Chang, C-T Lin. Brain computer interface-based smart environmental control system. In Proc. of Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP), 2012 Eighth International Conference on. IEEE, pp. 281–284.
  - [21] G. Vecchiato, L. Astolfi L, F Fallani De Vico, S. Salinari, F. Cincotti, F. Aloise, D. Mattia, MG Marciani, L. Bianchi, R Soranzo and F. Babiloni. The study of brain activity during the observation of commercial advertising by using high resolution EEG techniques. In Proc. of Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE, pp. 57–60..
  - [22] M. Yoshioka, T. Inoue and J. Ozawa. Brain signal pattern of engrossed subjects using near infrared spectroscopy (nirs) and its application to tv commercial evaluation. In Proc. of Neural Networks (IJCNN), The 2012 International Joint Conference on, pp. 1–6.
  - [23] W. Khalifa, A. Salem, M. Roushdy and K. Revett. A survey of EEG based user authentication schemes. In Proc. of Informatics and Systems (INFOS), 2012 8th International Conference on, pp. BIO–55.
  - [24] KA Sorudeykin. An educative brain-computer interface. arXiv preprint arXiv:1003.2660; 2010.
  - [25] Neurosky, 2017, available in <https://store.neurosky.com/pages/mindwave>
  - [26] L. Aftanas and S. Golocheikine. 2001. Human anterior and frontal midline theta and lower alpha reflect emotionally positive state and internalized attention: high-resolution EEG investigation of meditation. Neuroscience Letters 310:57–60 DOI 10.1016/S0304-3940(01)02094-8.
  - [27] B. Hamadicharef B, H Zhang, C Guan, C Wang, KS Phua, KP Tee and KK Ang, “Learning eeg-based spectral-spatial patterns for attention level measurement,” In Proc. of IEEE international symposium on circuits and systems. Piscataway: IEEE; 2009, pp. 1465–1468.
  - [28] G. Rebolledo-Mendez, I. Dunwell, EA Martínez-Mirón, MD Vargas-Cerdán, S. De Freitas, F. Liarokapis, AR García-Gaona. 2009. Assessing NeuroSky’s usability to detect attention levels in an assessment exercise. In Proc. of Human-computer interaction. New trends, proceedings of 13th international conference, HCI international 2009, Part I.
  - [29] L. Jiang, C. Guan, H. Zhang, C. Wang, B. Jiang. 2011. Brain computer interface based 3D game for attention training and rehabilitation. In Proc. of the 6th IEEE conference on industrial electronics and applications. Singapore. Piscataway: IEEE, pp. 124–127.
  - [30] N-H Liu, C-Y Chiang and H-C Chu. 2013. Recognizing the degree of human attention using EEG signals from mobile sensors. Sensors 13:10273–10286 DOI 10.3390/s130810273.
  - [31] G. Patsis, H. Sahli, W. Verhelst, O. De Troyer. 2013. Evaluation of attention levels in a tetris game using a brain computer interface. In Proc. of 21th international conference, UMAP 2013, Rome, Italy, June 10–14, 2013.
  - [32] Riccio et al. (2013) Riccio A, Simione L, Schettini F, Pizzimenti A, Inghilleri M, Belardinelli MO, Mattia D, Cincotti F., “Attention and P300-based BCI performance in people with amyotrophic lateral sclerosis,” Frontiers in Human Neuroscience. 2013, vol. 7. doi: 10.3389/fnhum.2013.00732. Article 732.
  - [33] Q. Wang, O. Sourina and M. Nguyen, 2010. EEG-Based Serious Games Design for Medical Applications. In Proc. of 2010 International Conference on Cyberworlds. DOI: 10.1109/CW.2010.56
  - [34] G. Pires G, M. Torres, N. Casaleiro, U. Nunes, M. Castelo-Branco. 2011. Playing Tetris with non-invasive BCI. In Proc. of IEEE international conference on serious games and applications; Singapore. Piscataway: IEEE; 2011. pp. 1–6.
  - [35] SF Liang, CT Lin, RC Wu, YC Chen, TY Huang, TP Jung. 2005. Monitoring driver’s alertness based on the driving performance estimation and the EEG power spectrum analysis. In Proc. of the 2005 IEEE engineering in medicine and biology society; Piscataway: IEEE, pp. 5738–5741.
  - [36] 7 Y. Li, X. Li, M. Ratcliffe, L. Liu, Y. Qi, Q. Liu. 2011. A real-time EEG-based BCI system for attention recognition in ubiquitous environment. In Proc. of 2011 international workshop on Ubiquitous affective awareness and intelligent interaction (UAAII’11). New York: ACM, pp. 33–40.