

## **Programa de Pós-Graduação em Engenharia de computação Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco**

### **Mineração dos dados das Emoções e Classificação dos Jogadores**

Professor: Alexandre Maciel [alexandre.maciel@upe.br](mailto:alexandre.maciel@upe.br)

#### **Equipe**

Nicolau Calado Jofilsan [ncj@ecomp.poli.br](mailto:ncj@ecomp.poli.br)

Sthéfano Henrique Mendes Tavares Silva [shmts@ecomp.poli.br](mailto:shmts@ecomp.poli.br)

Renan Costa Alencar [rca2@ecomp.poli.br](mailto:rca2@ecomp.poli.br)

João Victor Oliveira de Albuquerque [jvoa@ecomp.poli.br](mailto:jvoa@ecomp.poli.br)

### **Contextualização e estado da arte**

A detecção de emoções do usuário é considerada importante elemento da computação afetiva [1], possui diversas aplicações no campo da interação humano computador, especialmente em pesquisas ligadas a jogos digitais. As técnicas mais comuns utilizadas para obter dados sobre o estado emocional dos jogadores, enquanto jogam, são medidas psicofisiológicas [2]. Sensores físicos fornecem medição ininterrupta dos sinais fisiológicos do usuário enquanto joga [3]. Uma quantidade relevante de informações psicofisiológicas pode ser lida a partir de sinais emitidos pelo corpo humano, como frequência cardíaca, respiratória e expressões faciais, dentre outros. A partir da combinação desses sinais é possível inferir sobre o estado emocional do usuário [4]. O uso de sensores físicos, apesar de evitar interrupções na coleta dos dados, geralmente é percebido como desconfortável e intrusivo. também podem restringir os movimentos do usuário enquanto joga, um sensor ligado a um dedo impede o uso desse dedo, por exemplo. Sensores também aumentam a consciência do usuário de ser monitorado, o que afeta os resultados no processo de captura dos sinais corporais [5].

A utilização de uma abordagem de coleta de dados baseada em sensoriamento remoto para adquirir sinais psicofisiológicos de usuários é mencionada na literatura como uma possível solução para este problema [6]. A análise facial é uma abordagem discreta para detecção de emoção dos jogadores. Avanços na visão computacional permitem captura detalhada da atividade facial, tornando a análise automatizada o suficiente para inferir sobre as emoções dos jogadores [7]. Assim, expressões faciais detectadas automaticamente têm sido utilizadas no contexto dos jogos, inclusive para correlacionar dimensões da experiência do jogador e para aprimorar os jogos online [8].

O processo de mapear sinais psicofisiológicos adquiridos física ou remotamente envolve a identificação dos sinais que melhor predizem os estados emocionais, bem como uma definição adequada dos próprios estados emocionais [9]. Uma abordagem comum usada para realizar esse mapeamento é a aplicação de aprendizado de máquina. O uso de aprendizado de máquina geralmente começa com um grupo de usuários sendo exposto a materiais de eliciação de emoção como imagens e vídeos com rótulos emocionais conhecidos, como estresse e tédio. Os sinais desses usuários como expressões faciais são medidos durante a interação e usados para treinar um modelo de aprendizado de máquina de acordo com os materiais de eliciação rotulados. Consequentemente, os modelos preditivos são baseados em uma perspectiva coletiva. Como um modelo geralmente é treinado a partir de dados de vários usuários, na prática, ele potencialmente descreve o comportamento médio do grupo.

Trabalhos anteriores se concentram na utilização de sensores físicos intrusivos para adquirir sinais do usuário para detecção de emoções. Esses estudos usam sensores físicos, materiais de eliciação de emoção não interativos como imagens, instruções para os sujeitos ficarem quietos e amostras altamente correlacionadas para treinar e testar qualquer modelo de classificação de emoção. Mesmo quando essas abordagens não são obstrutivas, e é utilizada análise facial com base em visão computacional, os modelos são treinados com emoções geradas a partir de interatividade limitada,

expondo o participante a imagens e vídeos, por exemplo. Quando expostos a tais materiais, os sujeitos enfrentam um papel passivo com oportunidades limitadas de interação.

Diante disso, faltam iniciativas com foco em modelos de detecção de emoções não intrusivos e customizados para o usuário no contexto de pesquisas baseadas em estímulos de jogos. Um dos trabalhos mais recentes nesta área [6], apresenta uma abordagem que proporciona à comunidade de pesquisa em interface humano computador e jogos digitais um processo para detectar remotamente o estado emocional dos usuários de uma forma não obstrutiva. Os sujeitos não são instruídos sobre como se comportar durante o processo, o que torna o método mais generalizável para um contexto onde os usuários se comportam e interagem com os jogos naturalmente. A principal contribuição é um método para detectar estados emocionais de estresse e tédio de usuários durante as sessões de jogo usando aquisição remota de sinais via visão computacional. A abordagem é automatizada e implementada como um software sem a necessidade de equipamentos especializados como sensores. Para a realização do experimento é necessário a utilização de uma câmera de vídeo e um computador em um ambiente com os níveis de iluminação, temperatura e ruído controlados.

O foco na detecção de dois grupos de emoções, estresse e tédio, está diretamente relacionada ao nível de engajamento dos usuários representado pela Teoria do Fluxo [10]. Na indústria, a detecção discreta de níveis de estresse e tédio pode ser usada para avaliar jogos, uma vez que essas emoções são componentes chave no ciclo de desafio e recompensa que torna um jogo divertido e envolvente [11]. Uma avaliação sobre estresse e tédio, por exemplo, permite que desenvolvedores e editores de jogos otimizem seus produtos antes do mercado, levando a maiores chances de sucesso financeiro. Finalmente, os desenvolvedores de jogos podem explorar novas maneiras de criar jogos que detectam níveis de estresse e tédio sem hardwares ou sensores adicionais, fazendo com que os jogos se auto ajustem o nível de dificuldade durante o tempo de execução para melhorar a experiência dos jogadores.

Ao considerar as informações descritas até o momento, o presente trabalho almeja apresentar como principais contribuições a possibilidade de realizar a coleta de dados sobre as emoções dos jogadores remotamente e a distância, em campo, sem a necessidade do usuário se deslocar até o local da pesquisa e entrar em contato com os pesquisadores. Basta que este usuário esteja em ambiente iluminado e possua um computador com webcam conectado à internet. Dessa forma, mesmo com as atuais medidas restritivas de isolamento social causadas pela pandemia de Covid-19, é possível realizar a coleta dos dados com as emoções dos jogadores. O método de aferição das emoções através de visão computacional segue as etapas desenvolvidas no trabalho de [6], sem prejuízo significativo na qualidade dos dados coletados, nos casos em que o usuário segue rigorosamente as instruções definidas no experimento. A privacidade do usuário também é garantida, já que suas expressões não são gravadas em vídeo, apenas as linhas de expressão, formadas por pontos, são coletadas. A partir desses dados, as distâncias euclidianas das posições dos lábios, por exemplo, são calculadas. Por fim, através da mineração dos dados e investigação das configurações das redes neurais, pretende-se obter precisão superior à dos trabalhos mais relevantes já publicados na área, mesmo em condições extremamente desafiadoras.

## **Inventário dos dados**

São 8463 linhas que representam as emoções dos jogadores capturadas de 5 em 5 segundos. Os dados significam variação da distância euclidiana entre medo, tristeza, surpresa, raiva, alegria e nojo.

SQLite Viewer  
view sqlite file online

Drop file here to load content or click on this box to open file dialog.

logs (8463 rows)

games (3 rows)

logs (8463 rows)

questionnaires (159 rows)

users (151 rows)

1	1605708233	4	[[{"t": 1605708215118, "d": "\menu_start"}]]
1	1605708235	4	[[{"t": 1605708216674, "d": "\tutorial_start"}]]
1	1605708240	4	[[{"t": 1605708216758, "d": "{\turn": 0, \s": {\right": 0, \wrong": 0, \miss": 0}}", {"t": 160...
1	1605708245	4	[[{"t": 1605708222102, "d": "{\e": [{\emotion": \angry, \value": 0.084957734613775...
1	1605708249	4	[[{"t": 1605708226838, "d": "{\e": [{\emotion": \angry, \value": 0.084957734613775...
1	1605708254	4	[[{"t": 1605708230524, "d": "{\e": [{\emotion": \angry, \value": 0.084957734613775...
1	1605708259	4	[[{"t": 1605708235935, "d": "{\e": [{\emotion": \angry, \value": 0.084957734613775...
1	1605708264	4	[[{"t": 1605708240800, "d": "{\e": [{\emotion": \angry, \value": 0.084957734613775...

Figura 1. 8463 linhas com as emoções dos jogadores capturadas de 5 em 5 segundos.

O critério de extração dos dados prioriza os picos de tédio e estresse dos jogadores enquanto jogam.

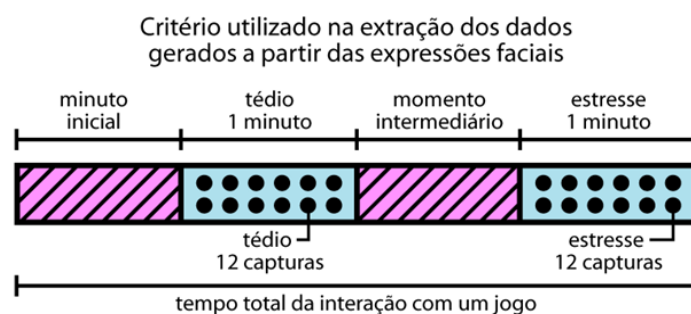


Figura 2. Critérios utilizados na extração dos dados sobre tédio e estresse a partir das expressões faciais ao interagir com os jogos de calibração.

## Stakeholders

Academia: Sidney Marlon Lopes de Lima (Coorientador), Wellington Pinheiro dos Santos (Orientador)  
- Jogo Agrolândia.



Figura 3. Imagem do jogo Agrolândia, publicado no SBGames 2020

Indústria: Valeska Martins (UX Design) Paradox Interactive Suécia - Jogo Stellaris

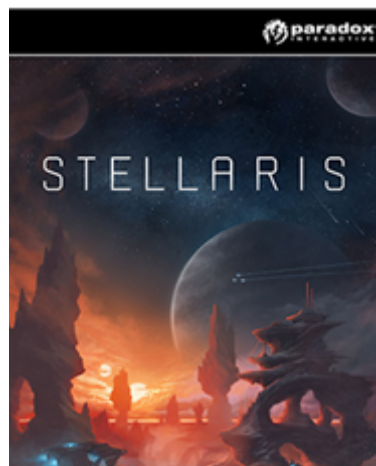


Figura 4. Imagem do jogo Stellaris, Paradox Interactive

## Bibliografia

1. Picard, R.W. Affective Computing; MIT Press: Cambridge, MA, USA, 2000.
2. Mekler, E.D.; Bopp, J.A.; Tuch, A.N.; Opwis, K. A systematic review of quantitative studies on the enjoyment of digital entertainment games. In Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems—CHI'14, Toronto, ON, Canada, 26 April–1 May 2014; Association for Computing Machinery (ACM): New York, NY, USA, 2014; pp. 927–936.
3. Bousefsaf, F.; Maaoui, C.; Pruski, A. Remote assessment of the Heart Rate Variability to detect mental stress. In Proceedings of the 2013 7th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare and Workshops, Venice, Italy, 5–8 May 2013; pp. 348–351.
4. Kukolja, D.; Popović, S.; Horvat, M.; Kovač, B.; Čosić, K. Comparative analysis of emotion estimation methods based on physiological measurements for real-time applications. Int. J. Hum. Comput. Stud. 2014, 72, 717–727.

5. Yamakoshi, T.; Yamakoshi, K.; Tanaka, S.; Nogawa, M.; Shibata, M.; Sawada, Y.; Rolfe, P.; Hirose, Y. A Preliminary Study on Driver's Stress Index Using a New Method Based on Differential Skin Temperature Measurement. In Proceedings of the 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 22–26 August 2007; Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE): Piscataway Township, NJ, USA, 2007; pp. 722–725.
6. F. Bevilacqua, H. Engström, and P. Backlund, "Game-calibrated and user-tailored remote detection of stress and boredom in games," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 13, Jul. 2019, doi: 10.3390/s19132877.
7. Tan, C.T.; Bakkes, S.; Pisan, Y. Inferring Player Experiences Using Facial Expressions Analysis. In Proceedings of the 2014 Conference on Interactive Entertainment—IE2014, Newcastle, NSW, Australia, 2–3 December 2014; ACM Press: Boston, MA, USA, 2014; pp. 1–8.
8. Tan, C.T.; Bakkes, S.; Pisan, Y. Correlation between Facial Expressions and the Game Experience Questionnaire. In Proceedings of the Entertainment Computing-ICEC 2014: 13th International Conference, ICEC 2014, Sydney, Australia, 1–3 October 2014; Springer: Berlin, Germany, 2014; Volume 8770, p. 229.
9. Jerritta, S.; Murugappan, M.; Nagarajan, R.; Wan, K. Physiological signals based human emotion Recognition: A review. In Proceedings of the 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications, Penang, Malaysia, 4–6 March 2011; Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE): Piscataway Township, NJ, USA, 2011; pp. 410–415.
10. Chen, J. Flow in games (and everything else). *Commun. ACM* 2007, 50, 31.
11. Schell, J. *The Art of Game Design: A book of Lenses*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2014.