Únicos, mas não incomparáveis: abordagens para identificação de similaridades em respostas emocionais de diferentes indivíduos ao mesmo estímulo audiovisual

Guilherme O. Aguiar
Juan P. D. Esteves
Instituto Federal de Mato Grosso
Pontes e Lacerda, Brasil
guilherme.aguiar@estudante.ifmt.edu.br
dantas.esteves@estudante.ifmt.edu.br

Cleon X. Pereira Júnior Thamer H. Nascimento Instituto Federal Goiano Iporá, Brasil cleon.junior@ifgoiano.edu.br thamer.nascimento@ifgoiano.edu.br Renan V. Aranha Universidade Federal de Mato Grosso Cuiabá, Brasil renan.aranha@ufmt.br

ABSTRACT

Understanding human emotional behavior is a complex but essential task when aiming to offer a better user experience through the incorporation of Affective Computing techniques. The integration of these techniques can lead to more intuitive and emotionally intelligent interactions between users and systems. In a society characterized by ethnic and cultural diversity, it is also necessary to understand how different individuals react to a given stimulus so that adaptations and interventions in the software can be effective. In this context, this study discusses two approaches to comparing emotional responses of different individuals to the same emotional stimulus. By leveraging advanced data analysis and machine learning methods, the research aims to provide deeper insights into emotional patterns. In addition to highlighting the importance of discussing the characteristics and particularities of each approach, the study presents a validation of these approaches, identifying similarities - and distinctions - in the emotional responses of 39 individuals. The results not only demonstrate the effectiveness of the approaches but also suggest their complementarity.

KEYWORDS

Computação Afetiva, Respostas Emocionais, Modelagem do Usuário

1 INTRODUÇÃO

Num contexto em que as emoções humanas têm recebido cada vez mais atenção no projeto e no uso de sistemas interativos, é imperativo compreender como as pessoas reagem emocionalmente aos estímulos que lhes são apresentados [8]. Os benefícios inerentes a esse conhecimento podem contemplar tanto aplicações voltadas ao entretenimento, como plataformas de *streaming*, até sistemas de educação à distância [16], em que a interação entre docentes e estudantes usualmente envolve conteúdo audiovisual. Nessas situações, entender como os indivíduos têm reagido aos conteúdos pode fornecer informações interessantes, ao realçar pontos positivos das produções audiovisuais e destacar aspectos a serem aprimorados para que a finalidade do recurso seja alcançada, assim como indicar situações em que os estudantes apresentam dificuldades na assimilação dos conteúdos [9].

In: Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia'2024). Juiz de Fora, Brazil. Porto Alegre: Brazilian Computer Society, 2024. © 2024 SBC – Brazilian Computing Society. ISSN 2966-2753

Ainda que os avanços tecnológicos tenham favorecido o desenvolvimento de técnicas e algoritmos cada vez mais eficientes para o reconhecimento de emoções, existem diversos desafios a serem superados para a interpretação dos dados emocionais, especialmente quando associados a conteúdos audiovisuais. Como difundido na área de Interação Humano-Computador [3], o processo de interação é fortemente influenciado pelo contexto de uso. Diferentemente de produtos como aplicativos de produtos ou serviços que desejam oferecer boa experiência aos usuários, produções audiovisuais podem ter o intuito de provocar emoções consideradas negativas em seus espectadores. Assim, emoções como raiva ou medo não são indicadores de uma experiência ruim, como em boa parte das aplicações computacionais, mas sim indicadores de que o usuário está engajado com aquele conteúdo. Como exemplo desta categoria, pode-se citar filmes de drama, suspense e terror. No âmbito da Educação, o estado emocional de confusão pode revelar o esforco do estudante na aprendizagem, mas a longa duração desse estado emocional pode levar o estudante à frustração [9].

Além dos aspectos contextuais, sabe-se também que as emoções de um indivíduo são suscetíveis a aspectos demográficos [5, 10] e suas diferenças individuais, como seus traços de personalidade [13, 14, 17]. Portanto, um único estímulo pode provocar respostas emocionais distintas em diferentes indivíduos. Também é possível que este estímulo não evoque nenhuma emoção em um conjunto de indivíduos. Logo, o simples fato de expor um indivíduo a um estímulo não garante a evocação de determinados estados emocionais.

Na área de Computação Afetiva, é crescente o interesse de pesquisadores no desenvolvimento de aplicações que se adaptam aos estados emocionais dos usuários [16]. Em geral, as soluções propostas envolvem o treinamento de algoritmos de Aprendizado de Máquina em grandes conjuntos de dados, que nem sempre consideram as características contextuais do processo de interação, bem como também podem não considerar semelhanças ou particularidades dos indivíduos que compõem os dados utilizados para treinamento. Neste complexo contexto, compreender como pessoas diferentes reagem emocionalmente a um estímulo é fundamental para o aprimoramento das soluções de Computação Afetiva considerando princípios de explicabilidade.

Mais do que associar as reações emocionais de um usuário a categorias de experiência, como boa/ruim ou engajado/não engajado, é crucial compreender por que algumas pessoas reagem emocionalmente a um estímulo enquanto outras não. É necessário, também, WebMedia'2024, Juiz de Fora, Brazil Aguiar, et al.

identificar quais pessoas reagem de maneira semelhante aos mesmos estímulos e quais reagem de forma diferente. Além disso, é fundamental desenvolver métodos para comparar essas reações emocionais.

Se, por um lado, o processo de identificação de similaridades não é inédito e está embutido em diversas soluções que envolvem a utilização de algoritmos de Aprendizado de Máquina, é também fato que o processo nem sempre é tratado com transparência e enfoque na explicabilidade. Assim, visando contribuir com este cenário, a partir de práticas identificadas na literatura, este estudo apresenta duas abordagens para a comparação de respostas emocionais de diferentes indivíduos. Ao analisar as reações emocionais de 39 indivíduos a um estímulo audiovisual sob as duas abordagens, são realçadas as particularidades de cada abordagem, bem como discutidas as contribuições decorrentes de uma análise conjunta, que integra as duas abordagens propostas.

2 CONTEXTO TEÓRICO E CONTRIBUIÇÕES DESTE ESTUDO

Estudos que discutem reações emocionais de indivíduos a estímulos audiovisuais não são inéditos na literatura e podem ser classificados quanto ao objetivo da investigação. Uma revisão exploratória da literatura revela uma maior quantidade de estudos que visam à detecção de engajamento ou interesse em conteúdo audiovisual a partir das respostas emocionais dos usuários. Como exemplo dessa prática, a recém-publicada pesquisa de Oakes, Peschel e Barraclough [15] investiga a viabilidade de se utilizar dados de expressões faciais, registrados de forma não invasiva, para avaliar o engajamento do público em apresentações artísticas. Diferentemente de estudos que analisam os dados de cada usuário separadamente, esta pesquisa adota como premissa que a similaridade das respostas emocionais do público é um indicativo de engajamento com a apresentação. Esta premissa emerge de estudos anteriores, que observaram reações similares de usuários enquanto estavam engajados ao ouvir músicas.

Ainda nesse contexto, uma pesquisa conduzida por de Sá et al. [7] analisou as respostas emocionais de 10 usuários ao trailer de um filme do gênero horror que, à época do estudo, ainda não havia sido lançado. O intuito estava em predizer a intenção de assistir ao filme. Foram observados sinais EEG e, com o uso de eye tracking, a região do vídeo para a qual cada usuário estava olhando. Embora os resultados indiquem padrões no reconhecimento das emoções, não há informações quanto à similaridade de respostas emocionais de diferentes indivíduos. Em trabalho similar, conduzido por Da Silva et al. [6] também usando as técnicas de EEG eeye tracking, foram observadas as reações emocionais de usuários a conteúdos audiovisuais, visando a favorecer a avaliação da percepção desses usuários quanto ao conteúdo assistido.

No âmbito da **comparação similaridade em respostas emocionais**, [2] descrevem uma pesquisa em que dois grupos de pessoas, um formado por indivíduos com perfil político liberal e outro grupo formado por indivíduos com perfil conservador, tiveram suas respostas emocionais a estímulos visuais registrados com o uso de eletromiografia facial. Indivíduos de ambos os grupos foram expostos a um conjunto de imagens. Ao final do processo, os pesquisadores aplicaram o teste t de Student para identificar se havia diferença significativa entre os dados dos diferentes grupos. Os resultados,

relatados em [1], revelam que não houve diferença estatisticamente significativa entre os dois grupos de usuários.

A literatura também revela **desafios** inerentes à análise emocional a partir de estímulos audiovisuais. Embora o uso de filmes para elicitar emoções em usuários tenha se mostrado uma abordagem efetiva tanto para emoções positivas quanto negativas [11], há casos em que os impactos emocionais são sutis. Como exemplo, análises de [4] revelaram que, ao contrário do esperado, os vídeos utilizados como estímulo não foram capazes de gerar respostas emocionais equivalentes. Em alguns casos, os índices identificados para determinadas expressões faciais associadas a emoções foram muito baixos. Como possível justificativa, os autores explicaram que os participantes haviam sido orientados a não olhar para a tela em momentos desconfortáveis (possivelmente em cumprimento aos procedimentos éticos). Como consequência, o *software* utilizado para o reconhecimento de expressões faciais pode não ter identificado as expressões adequadamente nesses instantes.

A análise dos trabalhos supracitados revela o amplo conjunto de oportunidades de contribuições no âmbito da comparação de repostas emocionais de diferentes indivíduos aos mesmos estímulos emocionais, evidenciando a relevância da presente investigação já a partir da categorização de abordagens para comparação de dados emocionais, que será apresentada na Seção 3. Em complemento, os resultados da comparação de reações emocionais de 39 indivíduos, cujo processo metodológico é descrito na Seção 4, contribuem para a compreensão das características e particularidades de cada abordagem, bem como para o avanço na identificação de similaridades em repostas emocionais.

3 ABORDAGENS PARA A COMPARAÇÃO DE DADOS EMOCIONAIS

As técnicas de reconhecimento de emoções em tempo real (de caráter fisiológico ou não) coletam uma grande quantidade de dados durante determinado período. Como consequência, o tratamento e a interpretação desse grande conjunto de dados pode ser um processo complexo, condutível de diferentes formas. A partir de reflexão crítica em relação às práticas adotadas na literatura para a interpretação de dados relacionados aos estados emocionais, são propostas a seguir duas abordagens aplicáveis a esse contexto.

3.1 Análise de experiência emocional

A primeira abordagem, neste estudo denominada de "Análise de Experiência Emocional" (AEE), considera as emoções elicitadas por um indivíduo durante um determinado período. Nesta perspectiva, o enfoque está em compreender quais foram as respostas emocionais dos usuários aos estímulos, bem como a frequência ou intensidade em que essas emoções foram detectadas.

A Figura 1 ilustra de forma simplificada como a análise de experiência emocional se caracteriza. Nesta Figura, há a representação visual de uma linha do tempo, com marcações que indicam diferentes trechos de um vídeo. Abaixo, há duas trilhas, cada uma representando um usuário diferente. Na trilha de cada usuário, na região equivalente a cada trecho de vídeo, existe a representação visual da emoção que o usuário vivenciou durante aquele momento. A Figura revela que dois indivíduos, denotados pelas alcunhas de

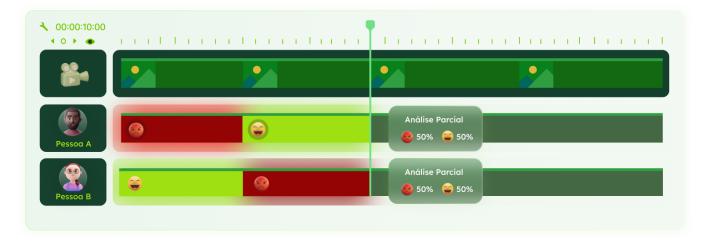


Figura 1: Representação do processo de interpretação dos dados segundo a abordagem AEE, em que são comparadas as reações emocionais de cada usuário a diferentes trechos de um mesmo estímulo audiovisual.

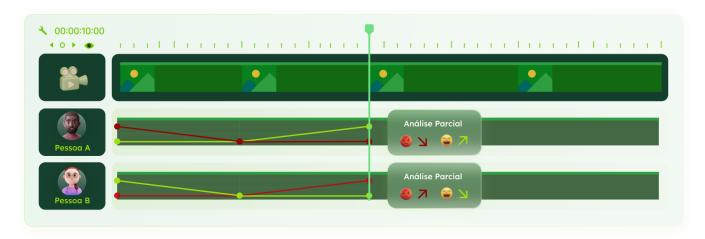


Figura 2: Representação do processo de interpretação dos dados segundo a abordagem ATE.

"Pessoa A"e "Pessoa B", tiveram expressões faciais associadas a emoções reconhecidas em dois trechos do vídeo. Enquanto a Pessoa A estava com a expressão facial associada à raiva no primeiro trecho, a emoção identificada no segundo trecho era a de alegria. O processo inverso é observado para a Pessoa B, que inicia o vídeo com a expressão facial associada à alegria e o conclui com a expressão facial associada à raiva.

Ao aplicar-se uma análise de experiência emocional, as experiências dos usuários A e B serão consideradas equivalentes, pois, no processo de análise, as duas emoções foram observadas em igual intensidade. Nota-se, portanto, que nesta abordagem a ordem de manifestação das emoções não é relevante, mas sim a frequência ou intensidade com que se manifestaram. Seguindo esta abordagem, a conclusão indicaria que o vídeo gerou reações emocionais de alegria e raiva em ambos os usuários. Do conceito à implementação, podem ser aplicadas, neste contexto, as seguintes técnicas: i) cálculo de média das emoções; ii) quantificação da expressão facial

mais intensa em um determinado período; iii) cálculo de distância euclidiana; e iv) algoritmos de clusterização, como o *kNN*. Como exemplo de pesquisas que adotam tal prática, têm-se os estudos de González-Rodríguez et al. [12] e Boğa et al. [4].

3.2 Análise de trajetória emocional

Diferentemente da abordagem anterior, que desconsidera a temporalidade no comportamento emocional, a análise de trajetória emocional dedica-se a observar se, ao longo de um determinado período, a intensidade com que uma emoção foi identificada cresceu ou decresceu ao longo do tempo. Nessa abordagem, valoriza-se o impacto dos acontecimentos do vídeo no estado emocional dos usuários. Novamente recorrendo à Figura 1 para a exemplificação dessa abordagem, pode-se entender que, para a Pessoa A, o primeiro trecho do vídeo elicitava a emoção de raiva, enquanto o segundo trecho elicitava a emoção de alegria. Em contraponto, uma situação inversa pode ser observada para a Pessoa B. Nota-se, neste ponto,

WebMedia'2024, Juiz de Fora, Brazil Aguiar, et al

uma questão importante: o mesmo conjunto de dados pode gerar diferentes interpretações a partir da abordagem de análise. Enquanto a abordagem anterior possibilitava concluir que ambos os usuários tiveram experiências equivalentes, a atual abordagem realça que estes usuários tiveram experiências completamente distintas, como evidência a Figura 2.

Em termos práticos, a análise de trajetória emocional pode ser observada a partir da correlação. Neste contexto, um desafio está na definição da janela de tempo em que será analisada a similaridade entre dois usuários. Em [15], por exemplo, optou-se por analisar a correlação dos estados emocionais de diferentes usuários em uma janela de tempo de um minuto.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Visando a comparar e validar abordagens para a identificação de similaridades em respostas emocionais de diferentes usuários, serão aplicadas as abordagens AEE e ATE, apresentadas na seção anterior. Para nortear o percurso metodológico deste estudo, foram definidas as questões de pesquisa apresentadas a seguir:

- QP1: Há experiências emocionais similares de usuários que assistiram aos mesmos estímulos audiovisuais?
- QP2: Para um mesmo estímulo emocional, há usuários com trajetórias emocionais similares?
- QP3: Há casos de usuários que compartilham tanto experiências quanto trajetórias emocionais?

Para responder à **QP1**, serão analisadas as similaridades de experiências emocionais de diferentes usuários aos mesmos estímulos audiovisuais, conforme abordagem AEE, descrita na Seção 3.1. Para a redução da amostragem, será gerado um vetor de características para cada indivíduo (V_i), contendo a média da intensidade de cada expressão facial associada à emoção. Foi estabelecida a seguinte ordem: neutra (μ_1), alegria (μ_2), tristeza (μ_3), raiva (μ_4), medo (μ_5), nojo (μ_6) e surpresa (μ_7).

$$V_i = [\mu_1, ..., \mu_n] \tag{1}$$

Em seguida, os dados serão submetidos ao algoritmo kNN (k-Nearest Neighbors), com parâmetro n=39, para possibilitar a comparação de todos os pares de indivíduos. Assim, para cada par, será calculada a distância entre esses indivíduos. Para responder à **QP2**, que trata da trajetória emocional (abordagem ATE, descrita na Seção 3.2), será calculada a correlação entre as trajetórias emocionais dos usuários. Considerando a distribuição dos dados, o método de cálculo de correlação utilizado será a correlação de Spearman. Uma vez que a correlação compara a variação entre duas variáveis, será calculada a correlação considerando a expressão facial neutra. Para a discussão, serão consideradas apenas correlações estatisticamente significativas (p < 0.05) e que possuam correlação, no mínimo, moderada ($\rho_s >= 0.5$). Finalmente, para a discussão da **QP3**, o índice de correlação (ρ_s) e o índice de similaridade do kNN serão analisados em conjunto para os pares de usuários.

4.1 Seleção do conjunto de dados

Embora existam diversos conjuntos de dados de expressões faciais associadas a emoções, conjuntos de dados que contenham vídeos ou fotografias de pessoas reagindo ao mesmo conjunto de estímulos audiovisuais, com sincronização temporal, são escassos. Após uma

pesquisa exploratória, foram identificados dois conjuntos de dados que continham tal característica: o *AM-FED*, mantido pela Affectiva, e o Emognition Wearable Dataset 2020 [18]. Ambos os conjuntos de dados são gratuitos para uso em pesquisas científicas, sendo este outro critério de seleção. Com relação aos aspectos éticos, a Resolução CNS 674/2022 habilita o desenvolvimento de pesquisas que envolvam conjuntos de dados já coletados. Nesse sentido, as pessoas autoras submeteram solicitação de acesso aos produtores do conjunto de dados *Emognition* e também para o *AM-FED*. Até o momento de elaboração deste trabalho, houve apenas resposta por parte dos produtores do *dataset Emognition*.

Emognition. O conjunto de dados Emognition reúne dados de 39 ¹ participantes (18 do sexo masculino e 21 do feminino, com idade de 21 ± 2 anos). Cada voluntário assistiu a dez vídeos. Deles, um foi considerado neutro, enquanto os outros nove evocavam uma emoção específica. O protocolo utilizado para a coleta de dados envolveu os seguintes procedimentos: ao início da coleta, durante cinco minutos, os voluntários assistiram a um vídeo contendo linhas e pontos dispostos em uma tela preta. Em seguida, responderam a um questionário de autoavaliação. Então, para cada um dos dez vídeos utilizados como estímulo, adotou-se a realização das seguintes etapas: i) 2 minutos de vídeo contendo linhas e pontos dispostos em uma tela preta; ii) vídeo com a intencionalidade de se evocar uma emoção específica (com duração 1 a 2 minutos); e iii) responder ao questionário de autoavaliação. Além dos vídeos gravados com os voluntários, o conjunto de dados é composto por dados de reconhecimento de expressões faciais, analisadas com o uso do software Quantum Sense, que reconhece expressões faciais associadas às seguintes emoções: raiva, nojo, alegria, tristeza e surpresa, além da face neutra. Como os registros disponibilizados no dataset não estavam associados ao frame do vídeo, visando à compatibilidade das análises, os vídeos foram processados novamente pelas pessoas autoras deste trabalho. No âmbito deste estudo, por limitação de escopo, foram consideradas as reações emocionais de usuários ao estímulo associado à emoção de nojo.

4.2 Processamento dos dados

Os vídeos que integram o conjunto de dados *Emognition* estavam organizados com a identificação do usuário e do estímulo utilizado naquela coleta. Ao início da fase de processamento, para cada arquivo de vídeo, foram extraídas imagens estáticas, uma para cada segundo de duração do vídeo. Assim, um vídeo com duração de 120 segundos resultou na geração de 120 imagens estáticas. Tal processo foi realizado visando-se a reduzir a dimensionalidade dos dados. As imagens foram, portanto, submetidas ao processamento pela biblioteca Face-api.js, cuja eficácia no reconhecimento de expressões faciais associadas a emoções foi avaliada em estudo anterior. Para cada imagem, a biblioteca retorna um vetor com a intensidade de cada uma das sete expressões faciais: neutra, alegria, medo, nojo, raiva, tristeza e surpresa. É importante mencionar que, diferentemente de algumas soluções que analisam a ocorrência de expressões faciais associadas a emoções de forma independente, a Face-api.js considera a ocorrência excludente. Se em determinada imagem for detectada a expressão facial neutra com intensidade de 80%, os

 $^{^1\}mathrm{O}$ número de 39 participantes considera apenas indivíduos para os quais há registros de imagens disponíveis.

índices relacionados às demais expressões faciais devem somar 20%. Portanto, a expressão facial neutra é um indicativo de evocação emocional em um determinado instante. Para cada usuário, em cada estímulo, foi gerado um arquivo no formato CSV (comma-separated values) contendo o vetor de intensidades emocionais em determinada imagem. Também foi anotado o número da imagem, visando a favorecer a comparação das respostas emocionais de diferentes usuários

5 RESULTADOS

5.1 Detecção de experiências emocionais similares

Para identificar similaridades em experiências emocionais de diferentes indivíduos (QP1), foi calculada, para cada participante, a média de intensidade de cada expressão facial. Obteve-se, portanto, um vetor de sete características para cada indivíduo. A Figura 3 apresenta, nesse contexto, um gráfico de dispersão dos dados emocionais desses indivíduos². Para a geração da figura, dada a necessidade de redução de dimensionalidade, de sete para duas, foi aplicado um algoritmo PCA (*Principal Component Analysis*). A Figura 3 evidencia, a partir da proximidade dos pontos, que há uma quantidade considerável de indivíduos que apresentaram experiências emocionais similares. Em contraponto, há indivíduos com experiências emocionais distintas.

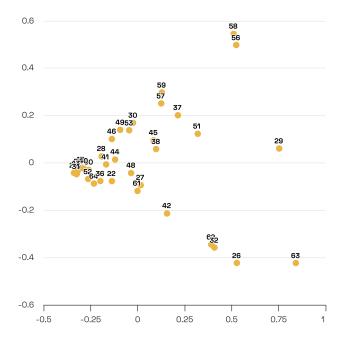


Figura 3: Dispersão dos indivíduos quanto às expressões faciais coletadas durante o estímulo audiovisual.

Enriquecendo o processo de interpretação dos dados, foram selecionados de forma arbitrária, a partir da dispersão apresentada na Figura 3, dois pares de indivíduos para uma análise mais detalhada:

Indivíduo	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_5	μ_6	μ_7
36	0.89	0.09	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
64	0.92	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
28	0.85	0.00	0.07	0.00	0.01	0.00	0.06
63	0.07	0.82	0.10	0.00	0.00	0.01	0.00

Tabela 1: Comparação dos vetores de características de duas duplas de indivíduos.

um par graficamente próximo (indivíduos 36 e 64) e outro par graficamente distante (indivíduos 28 e 63). Os dados, apresentados na Tabela 1, evidenciam a similaridade dos vetores de características dos indivíduos 36 e 64, assim como a diferença entre os vetores de características dos indivíduos 28 e 63. Enquanto o primeiro par teve alta incidência de expressão facial neutra, com a ocorrência também da expressão facial associada à alegria em intensidade similar, o segundo par apresentou experiências distintas. O indivíduo 28 teve maior incidência de expressão facial neutra, enquanto o indivíduo 63 teve maior incidência de expressões faciais associadas à emoção de alegria.

Em seguida, também aplicou-se o algoritmo kNN, que calcula a distância entre indivíduos que compõem um par. Quanto mais próximo de zero é o índice, maior é a similaridade identificada entre dois usuários. Em decorrência do elevado número de combinações (1482, tendo n=39), tem-se na Tabela 2 a apresentação dos cinco pares com maior similaridade, seguidos pelos cinco pares com menor similaridade.

Indivíduo	Vizinho	Distância
31	39	0.00
25	24	0.00
47	50	0.01
43	24	0.01
43	23	0.01
24	63	1.24
63	24	1.24
63	25	1.24
23	63	1.23
43	63	1.23

Tabela 2: Resultados provenientes do algoritmo kNN.

Potencializando a análise e favorecendo uma compreensão de todo o cenário, a Figura 4 apresenta um gráfico de distribuição dos índices de distância calculados para cada par de usuários com o algoritmo *KNN*. Como pode-se observar, há uma expressiva quantidade de ocorrências com alta similaridade entre os indivíduos.

5.2 Identificação de trajetórias emocionais similares

Considerando a QP2, que trata da identificação de similaridades de trajetórias emocionais de diferentes indivíduos aos mesmos estímulos audiovisuais, calculou-se, para cada par de usuários, a correlação

 $^{^2 \}rm Visando$ à reprodutibilidade, os indivíduos estão identificados com o código utilizado pelos autores do conjunto de dados $\it Emognition.$

WebMedia'2024, Juiz de Fora, Brazil Aguiar, et al.

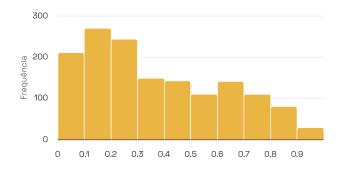


Figura 4: Distribuição do índice de similaridade calculado pelo algoritmo KNN.

de Spearman. A operação foi realizada para os índices relacionados à expressão facial neutra, considerando os motivos expostos anteriormente na Seção 4. Os resultados, descritos parcialmente na Tabela 3, revelam que foram encontradas 210 correlações estatisticamente significativas (p < 0.05). Destas, 67 correlações são negativas e 143 positivas. Para auxiliar o processo de compreensão dos dados e de validação dessa abordagem, optou-se pela utilização de recursos gráficos.

Indivíduo 1	Indivíduo 2	ρ_s	p	
50	43	0.97	0.00	
47	43	0.97	0.00	
47	50	0.96	0.00	
50	60	0.84	0.0	
60	43	0.82	0.00	
56	29	0.24	0.04	
50	27	0.24	0.04	
28	26	0.24	0.04	
26	31	0.24	0.04	
51	57	0.25	0.03	

Tabela 3: Índices de correlação entre pares de usuários.

As Figuras 5, 6 e 7 apresentam gráficos de linhas que comparam, longitudinalmente, a variação da intensidade da expressão facial neutra de dois usuários. No caso da Figura 5, tem-se uma comparação entre os usuários identificados pelos números 38 e 48. Embora a intensidade da expressão facial neutra de ambos os usuários tenha apresentado variação ao longo do tempo, há correlação positiva moderada e significativa ($\rho_s=0.54, p=0.0$), evidenciada pela similaridade no comportamento longitudinal das linhas. Ao analisar-se a Figura 6, que ilustra a comparação para os usuários 43 e 47 no mesmo intervalo de tempo contemplado pela Figura 5, evidencia-se inicialmente que o comportamento facial do segundo par de indivíduos apresentou pouca variação quando comparado ao par anterior. Estes usuários não tiveram ativação emocional notável em suas expressões faciais em considerável parte do vídeo, mas apresentaram forte correlação ($\rho_s=0.97, p=0.0$).

Ademais, embora a questão de pesquisa que fomenta essa discussão trate da identificação de trajetórias similares, a abordagem também é capaz de revelar trajetórias emocionais opostas, a partir da análise de correlações negativas. A Figura 7 apresenta uma situação em que houve moderada correlação negativa ($\rho_s = -0.65$, p = 0.0) entre os usuários 43 e 63.

5.3 Comparação entre as abordagens

Em vistas a discutir a $\mathbf{QP3}$, que trata da ocorrência de experiências e trajetórias emocionais similares, foi realizado o confronto dos resultados do algoritmo kNN com a correlação de Spearman. A Tabela 4 apresenta os dez primeiros registros após a ordenação por correlação e similaridade.

Indivíduo	Vizinho	$ ho_{s}$	p	kNN
50	43	0.97	0.0	0.01
47	43	0.97	0.0	0.03
47	50	0.96	0.0	0.01
50	60	0.84	0.0	0.06
60	43	0.82	0.0	0.07
47	63	-0.76	0.00	8.07
50	63	-0.72	0.00	8.04
63	43	-0.65	0.00	7.99
27	26	-0.61	0.00	7.01
49	32	-0.57	0.00	6.10

Tabela 4: Índices de correlação e distância entre pares de indivíduos, contemplando as abordagens AEE e ATE.

Para exemplificação dos resultados, serão discutidos de forma detalhada dois pares de indivíduos: 43-50 e 47-63. O primeiro par, formado pelos indivíduos identificados pelos números 43 e 50, é caracterizado por grande similaridade nas duas abordagens de identificação de similaridade emocional. Uma consulta aos dados de expressões faciais revela que, para ambos os indivíduos, o estímulo audiovisual não provocou considerável manifestação de expressões faciais associadas a emoções detectadas com o uso do *software*, como revela a Tabela 5. A análise é corroborada pela Figura 8, que evidencia comportamento fortemente similar.

Indivíduo	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_5	μ_6	μ_7
43	0.99	0	0.01	0	0	0	0
50	0.98	0	0.02	0	0	0	0
47	0.97	0	0.03	0	0	0	0
63	0.07	0.82	0.1	0	0	0.01	0

Tabela 5: Comparação dos vetores de características de duas duplas de indivíduos a partir da análise conjunta de AEE e ATE.

Em contraponto, a comparação entre as duas abordagens também favorece a identificação de pares de indivíduos em que há grandes distinções, tanto na abordagem AEE quanto na abordagem ATE, caso do par formado pelos indivíduos 47 e 63. Como indicado na Tabela 5, nota-se que enquanto para o indivíduo 47 predominou-se a expressão facial neutra, para o indivíduo 63 observou-se maior

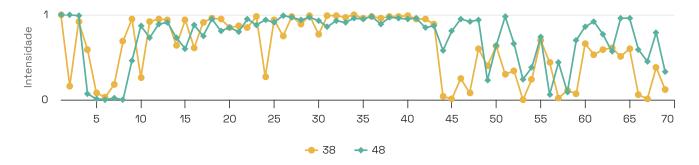


Figura 5: Comparação gráfica da trajetória emocional dos indivíduos 38 e 48, com correlação moderada ($\rho_S=0.54,\, p=0.0$)

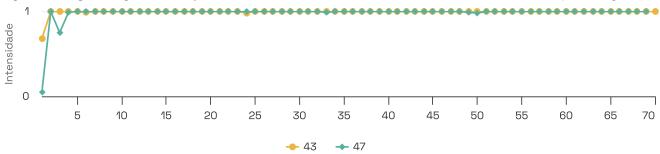


Figura 6: Comparação gráfica da trajetória emocional dos indivíduos 43 e 47, com correlação forte ($\rho_s = 0.97, p = 0.0$)

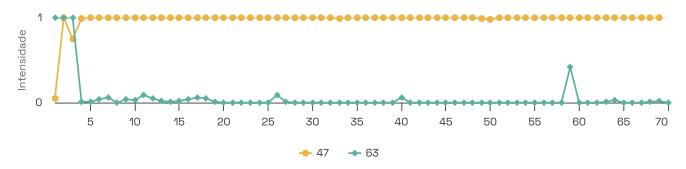


Figura 7: Comparação gráfica da trajetória emocional dos indivíduos 47 e 63, com correlação moderada e inversa ($\rho_s = -0.65$, p = 0.0)

incidência da expressão facial associada à alegria. Similarmente, a Figura 7 evidencia a comparação da ATE para esses dois indivíduos, revelando a distinção entre suas reações ao longo do vídeo, como já discutido anteriormente.

6 DISCUSSÕES

6.1 Contribuições

Os resultados apresentados na Seção 5 permitem concluir que as abordagens AEE e ATE são, de fato, eficazes para a comparação de similaridade de respostas emocionais evocadas por diferentes indivíduos a partir de um mesmo estímulo audiovisual, tanto em

relação às experiências emocionais quanto em relação às trajetórias. Os resultados também validam as particularidades das abordagens, evidenciando que elas oferecem diferentes perspectivas de compreensão das respostas emocionais dos indivíduos e, portanto, devem ser escolhidas sob um cauteloso processo de análise dos pesquisadores quanto ao objetivo do estudo. Enquanto a AEE oferece uma perspectiva quanto às emoções vivenciadas, com suas respectivas intensidades, a ATE evidencia as alterações emocionais ocorridas ao longo do estímulo. Tais abordagens podem, inclusive, ser combinadas para a identificação de total similaridade entre dois indivíduos. Podem, também, revelar comportamentos complemente opostos, denotados por um índice representativo de grande distância (AEE)

WebMedia'2024, Juiz de Fora, Brazil Aguiar, et al

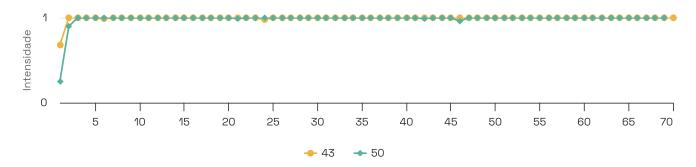


Figura 8: Comparação gráfica da trajetória emocional dos indivíduos 43 e 50, com correlação forte e positiva. (ρ_s = 0.97, p = 0.0)

e correlação inversa (ATE). A classificação de práticas relatadas na literatura em duas abordagens, seguida pela sua validação, oferece não apenas novas perspectivas para a análise emocional no âmbito de sistemas interativos, mas também abre caminho para a prospecção de um conjunto de aplicações práticas. Nesse sentido, pode-se mencionar desde a avaliação de conteúdo em plataformas de *streaming* até adaptação de materiais de ensino às respostas emocionais dos alunos.

6.2 Desafios e oportunidades

O desenvolvimento de uma investigação que visa a comparar repostas emocionais de diferentes indivíduos é desafiadora sob diversos aspectos. Dentre eles, está na coleta sincronizável das respostas emocionais. Uma alternativa nesse cenário envolve a construção de *datasets* em um ambiente controlado, como ocorreu na base de dados utilizada neste estudo. Todavia, a utilização de vídeos para estimular emoções nos voluntários nem sempre é satisfatória, como realçado na literatura e observado ao longo dos resultados. Como discutido na seção de resultados, foram identificados vários casos em que os voluntários permaneceram com a expressão facial neutra durante o tempo em que assistiam ao vídeo utilizado como estímulo. Apesar dessa limitação, destaca-se a efetividade das abordagens avaliadas neste estudo, que conseguiram identificar indivíduos que tiveram tal comportamento similar.

Ademais, no âmbito deste estudo, foram considerados estímulos audiovisuais, caracterizados pelo mesmo tempo de duração. Em aplicações interativas, como jogos eletrônicos, o processo de interação é marcado pelo protagonismo do usuário, que tem o poder de decisão quanto aos eventos e ações da aplicação. Assim, pode não haver sincronicidade nos estímulos apresentados. Neste cenário, a comparação de similaridades de respostas emocionais dos usuários tende a ser ainda mais desafiadora, já que o percurso do usuário na aplicação pode não ser equiparável a outro. Como alternativa, pode-se optar pela comparação de respostas emocionais em intervalos de tempo menores, delimitados pelo acontecimento de determinado evento, como a exibição de um diálogo ou a conclusão de um objetivo. Técnicas como *Multi-Dimensional Dynamic Time Warping* (MDDTW), por exemplo, podem ser aplicadas para essa comparação.

Finalmente, visando a reprodutibilidade da análise, os dados processados durante o desenvolvimento deste estudo estão disponíveis para acesso público a partir da seguinte URL https://shorturl.at/mJV8y.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Compreender as emoções humanas e o modo como diferentes indivíduos reagem aos mesmos estímulos é um desafio altamente complexo, mesmo diante de avanços em áreas como neurologia, psicologia e computação. Ao mesmo tempo que a compreensão dos estados afetivos humanos é um campo com oportunidades a serem exploradas, há também oportunidades para enriquecer a experiência de uso de sistemas computacionais a partir da adaptação desses sistemas considerando as emoções vivenciadas pelos usuários durante o uso de determinada aplicação. Este processo, entretanto, envolve o agrupamento de usuários com características similares, que recebem tratamento equivalente.

Comparando os resultados provenientes de duas abordagens para a identificação de similaridades em respostas emocionais, este estudo provoca o estado da arte ao discutir as particularidades de cada abordagem, bem como ao sugerir uma profunda reflexão crítica quanto à abordagem de comparação de respostas emocionais em estudos futuros.

É evidente, portanto, que os desafios relacionados a esse tema não são esgotados no presente trabalho. Deste modo, investigações futuras devem expandir o escopo de análise, contemplando respostas emocionais de indivíduos a um amplo conjunto de estímulos audiovisuais. Há, ainda, possibilidades quanto à expansão da análise com a inclusão de fatores demográficos, como idade, gênero e nacionalidade, além de características individuais, como traços de personalidade. Espera-se que a condução de novas investigações nesse sentido enriqueça o arcabouço conceitual da área de Computação Afetiva, favorecendo o desenvolvimento de aplicações que disponham de adaptações afetivas com efetividade.

AGRADECIMENTOS

Os autores expressam gratidão ao Freepik pelas imagens utilizadas na criação de algumas figuras deste artigo.

REFERÊNCIAS

 Bert Bakker, Gijs Schumacher, Kevin Arceneaux, and Claire Gothreau. 2022.
 Conservatives and Liberals have Similar Physiological Responses to Threats. (2022). https://doi.org/10.17605/OSF.IO/D5G72

- [2] Bert N. Bakker, Gijs Schumacher, Claire Gothreau, and Kevin Arceneaux. 2020. Conservatives and liberals have similar physiological responses to threats. *Nature Human Behaviour* 4, 6 (Feb. 2020), 613–621. https://doi.org/10.1038/s41562-020-0823-z
- [3] Simone Diniz Junqueira Barbosa, Bruno Santana da Silva, Milene Selbach Silveira, Isabela Gasparini, Ticianne Darin, and Gabriel Diniz Junqueira Barbosa. 2021. Interação Humano-Computador e Experiência do Usuário. Autopublicação.
- [4] Merve Boğa, Mehmet Koyuncu, Gülin Kaça, and Turan Onur Bayazıt. 2022. Comparison of emotion elicitation methods: 3 methods, 3 emotions, 3 measures. Current Psychology 42, 22 (April 2022), 18670–18685. https://doi.org/10.1007/s12144-022-02984-5
- [5] Alan S. Cowen, Dacher Keltner, Florian Schroff, Brendan Jou, Hartwig Adam, and Gautam Prasad. 2020. Sixteen facial expressions occur in similar contexts worldwide. *Nature* 589, 7841 (Dec. 2020), 251–257. https://doi.org/10.1038/s41586-020-3037-7
- [6] Thiago Henrique Coelho Tavares Da Silva, Matheus Dantas Cavalcanti, Felipe Melo Feliciano De Sá, Isaac Nóbrega Marinho, Daniel De Queiroz Cavalcanti, and Valdecir Becker. 2022. Visualization of brainwaves using EEG to map emotions with eye tracking to identify attention in audiovisual workpieces. In Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (Curitiba, Brazil) (WebMedia '22). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 381–389. https: //doi.org/10.1145/3539637.3557055
- [7] Felipe de Sá, Daniel Cavalcanti, and Valdecir Becker. 2023. Testes com usuários para análise de emoções em conteúdos audiovisuais utilizando EEG e eye tracking. In Anais Estendidos do XXIX Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web (Ribeirão Preto/SP). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 63–66. https://doi.org/10.5753/webmedia_estendido.2023.235663
- [8] Tomás A. D'Amelio, Nicolás M. Bruno, Leandro A. Bugnon, Federico Zamberlan, and Enzo Tagliazucchi. 2023. Affective Computing as a Tool for Understanding Emotion Dynamics from Physiology: A Predictive Modeling Study of Arousal and Valence. In 2023 11th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW). 1–7. https://doi.org/10. 1109/ACIIW59127.2023.10388155

- [9] Diógines D'Avila Goldoni, Helena M. Reis, and Patrícia A. Jaques. 2023. Emoções na Aprendizagem: Estimando a Duração da Confusão e Aprimorando Intervenções Pedagógicas. Revista Brasileira de Informática na Educação 31 (dez. 2023), 1225–1247. https://doi.org/10.5753/rbie.2023.3433
- [10] Yingruo Fan, Jacqueline C. K. Lam, and Victor O. K. Li. 2021. Demographic effects on facial emotion expression: an interdisciplinary investigation of the facial action units of happiness. *Scientific Reports* 11, 1 (March 2021). https://doi.org/10.1038/s41598-021-84632-9
- [11] Luz Fernández-Aguilar, Beatriz Navarro-Bravo, Jorge Ricarte, Laura Ros, and Jose Miguel Latorre. 2019. How effective are films in inducing positive and negative emotional states? A meta-analysis. PLOS ONE 14, 11 (Nov. 2019), e0225040. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0225040
- [12] M.Rosario González-Rodríguez, M.Carmen Díaz-Fernández, and Carmen Pacheco Gómez. 2020. Facial-expression recognition: An emergent approach to the measurement of tourist satisfaction through emotions. *Telematics and Informatics* 51 (Aug. 2020), 101404. https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101404
- [13] Timothy A Judge and Stephen P Robbins. 2017. Organizational behavior. Pearson.
- [14] Krzysztof Kutt, Dominika Drążyk, Szymon Bobek, and Grzegorz J. Nalepa. 2020. Personality-Based Affective Adaptation Methods for Intelligent Systems. Sensors 21, 1 (Dec. 2020), 163. https://doi.org/10.3390/s21010163
- [15] Richard A. Oakes, Lisa Peschel, and Nick E. Barraclough. 2024. Inter-subject correlation of audience facial expressions predicts audience engagement during theatrical performances. iScience (April 2024), 109843. https://doi.org/10.1016/j. isci.2024.109843
- [16] Guanxiong Pei, Haiying Li, Yandi Lu, Yanlei Wang, Shizhen Hua, and Taihao Li. 2024. Affective Computing: Recent Advances, Challenges, and Future Trends. Intelligent Computing 3 (Jan. 2024). https://doi.org/10.34133/icomputing.0076
- [17] Rainer Reisenzein, Andrea Hildebrandt, and Hannelore Weber. 2020. Personality and Emotion (2 ed.). Cambridge University Press, 81–100. https://doi.org/10. 1017/9781108264822.009
- [18] Stanisław Saganowski, Joanna Komoszyńska, Maciej Behnke, Bartosz Perz, Łukasz D. Kaczmarek, and Przemysław Kazienko. 2021. Emognition Wearable Dataset 2020. https://doi.org/10.7910/DVN/R9WAF4