



COMPUTAÇÃO AFETIVA: EXPLORANDO EMOÇÕES COM REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS¹

Andreia Belter², Airam Teresa Zago Romcy Sausen³, Paulo Sérgio Sausen⁴

- ¹ Trabalho de pesquisa desenvolvido no Curso de Mestrado do Programa em Modelagem Matemática e Computacional da Unijuí;
- ² Bolsista Capes do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, UNIJUÍ;
- ³ Professora do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, UNIJUÍ;
- ⁴ Professor do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, UNIJUÍ.

RESUMO

A Computação Afetiva é uma área de pesquisa amplamente discutida em virtude da complexidade envolvendo todo seu processo de desenvolvimento e validação. Isso decorre da manipulação de variáveis complexas, como as encontradas na pesquisa do reconhecimento de emoções por meio de expressões faciais. A emoção pode apresentar interpretações culturalmente diversas, dificultando sua classificação no ambiente do aprendizado de máquina, como em Redes Neurais Convolucionais. Este trabalho aborda a classificação de emoções básicas por meio do uso de Redes Neurais Convolucionais. A análise detalhada das características aliada a um grande volume de dados, pode melhorar significativamente o desempenho dos sistemas de Computação Afetiva. O estudo conclui que, apesar das dificuldades, a Computação Afetiva tem o potencial de transformar a interação humana com a tecnologia, mas exige contínua pesquisa e aprimoramento para atingir seu pleno potencial.

Palavras-chave: Computação Afetiva. Emoções. Expressões Faciais. Redes Neurais Convolucionais.

ABSTRACT

Affective Computing is a widely discussed area of research due to the complexity involved in its entire development and validation process. This arises from manipulating complex variables, such as findings in research into emotion recognition through facial expressions. Emotion can present culturally diverse interpretations, making it difficult to classify in the machine learning environment, such as in Convolutional Neural Networks. This work addresses the classification of basic emotions through the use of Convolutional Neural Networks. A detailed analysis of characteristics combined with a large volume of data can significantly improve the performance of Affective Computing systems. The study concludes that, despite the difficulties, Affective Computing has the potential to transform human interaction with technology, but it requires continuous research and improvement to reach its full potential.

Keywords: Affective Computing. Emotions. Facial Expressions. Convolutional Neural Networks.





A Computação Afetiva (CA) é um campo emergente da Inteligência Artificial (IA) surgido na década de 90 com a professora Rosalind Picard do MIT (Massachusetts Institute of Technology). Esta área de estudo dedica-se ao desenvolvimento de sistemas capazes de reconhecer, interpretar e processar os sentimentos humanos, suas emoções (CORTIZ; SANTOS, 2022). Conforme Bercht (2006) o atraso no interesse de muitos pesquisadores acerca desta área se deve em virtude da complexidade do estudo das emoções, da dicotomia que existiu entre a razão e a afetividade nas ciências exatas, e dos obstáculos computacionais enfrentados no âmbito da lógica e dos formalismos essenciais. Além disso, a capacidade operacional do ambiente e das ferramentas existentes, para executar esse tipo de programação, também foi um desafio significativo.

Com a ruptura do paradigma entre a razão e a emoção, nas ciências exatas, juntamente com a percepção da importância de ambas para a tomada de decisão, a CA conseguiu evoluir significativamente, acompanhando os avanços tecnológicos, enquanto o interesse acadêmico e industrial pelo assunto aumentava (CORTIZ; SANTOS, 2022). Assim, os estudos sobre CA expandiram, e as tecnologias progrediram de modo a conceber diversos ambientes e linguagens de programação capazes de armazenar e executar dados da CA, um desses é a Rede Neural Convolucional (CNN) definida por Goodfellow, Bengio e Courville (2017) como um tipo de rede neural com capacidade de processar dados em grade, como as imagens.

Em virtude disso, pode-se citar trabalhos como o de Chiu *et al.* (2020), que buscou automatizar a detecção de usuários com tendências depressivas no *Instagram*, alcançando 82% de acertos. E o trabalho de Mcstay e Urquhart (2022), que desenvolveram um sistema de monitoramento para automóveis com o propósito de mensurar as reações do corpo, auxiliando na segurança e traçando um perfil dos passageiros para melhorar suas experiências durante a viagem.

Ainda assim, a CA abrange uma ampla gama de áreas e temas, tanto os já explorados quanto os ainda não investigados, incluindo o ambiente educacional. Isso ocorre em razão do constante surgimento de novas demandas e desafios exigindo inovação e adaptação contínua, conforme pode ser observado em Cortiz e Santos (2022) e Bercht (2006).





A CA pode contribuir significativamente para o desenvolvimento dos objetivos da Agenda 2030 da ONU. Um exemplo disso, ocorre devido a sua versatilidade que permite a criação de diversos sistemas, como o criado na USP para identificar sinais de depressão em redes sociais (FONTES, 2021). Outro caso, é vivenciado em Madrid, onde, de acordo Menarguéz (2016) foi desenvolvido a *WOW Room*, uma sala com tela digital onde o professor ministra sua aula e o sistema detecta quando os estudantes conectados a esse display estão ou não prestando atenção. Esses cenários influenciam e favorecem o desenvolvimento das ODS 3 e 4.

Neste viés, este artigo visa aumentar a visibilidade da CA ao desenvolver um sistema baseado em CNN capaz de classificar as emoções básicas por meio das expressões faciais que posteriormente poderá ser usado e adaptado por outros pesquisadores. Por isso, é fundamental continuar pesquisando e inovando para aprimorar e desenvolver sistemas capazes de analisar e interpretar dados complexos como a CA, pois estas inovações podem transformar diversas áreas da sociedade.

METODOLOGIA

A realização da pesquisa teve como base os conceitos metodológicos abordados por Prodanov e Freitas (2013). Desse modo, o método científico adotado neste trabalho pode ser classificado, em termos de métodos de abordagens como dedutivo, pois parte de um assunto ou situação geral para então focar em um determinado objeto ou cenário de estudo, com o objetivo de verificar sua validação. Referente aos métodos de procedimentos, este pode ser considerado experimental em razão da submissão do objeto de estudo a variáveis e a um ou mais ambientes controlados e previamente definidos pelo pesquisador.

Quanto à natureza, devido ao seu foco em gerar conhecimentos aplicáveis, a pesquisa é classificada como aplicada. Em relação aos objetivos, ela é caracterizada como explicativa uma vez que visa explicar os porquês das coisas e suas causas identificando padrões de interferência no objeto de estudo. Ainda, quanto à abordagem do problema, ela é quantitativa, pois considera qualquer aspecto quantificável.

Além disso, devido a determinação do objeto de estudo, à seleção de variáveis e aos métodos de controle e observação, a pesquisa é considerada experimental, mas também,





bibliográfica, pois teve como base a leitura e análise de informações provenientes de fontes, como livros, artigos, teses e outros materiais já publicados.

Portanto, para o desenvolvimento deste trabalho, utilizou-se a linguagem de programação *Python* para construir uma CNN. A rede foi treinada e testada com imagens do banco de dados FER13 (KAGGLE COMMUNITY, 2020), que consiste em aproximadamente 30.000 imagens RGB de expressões faciais variadas, todas com tamanho fixo de 48×48 pixels. As imagens foram organizadas em 7 categorias: raiva, nojo, medo, felicidade, tristeza, surpresa e neutro.

COMPUTAÇÃO AFETIVA E REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS

Caracterizada como a computação proveniente a partir da influência das emoções (PICARD, 1995), a CA tem como intuito desenvolver tecnologias voltadas à melhoria da interação entre máquina e ser humano mediante monitoramento e interpretação de comportamentos decorrentes de emoções e ações (D'MELLO; CALVO, 2013).

Nesta perspectiva, as Redes Neurais Artificiais (RNA), em especial as CNNs, uma subclasse das RNAs. Seu potencial para trabalhar com dados de grade, conforme abordado por Goodfellow, Bengio e Courville (2017) faz com que seja uma opção viável para o processamento de imagens. Estas, por sua vez, são frequentemente usadas em trabalhos com CA, tornando as CNNs um meio adequado para tratar de pesquisas com CA que envolvam imagens. De forma semelhante, Cornejo (2020) explica que as CNNs, como um modelo de aprendizagem profunda, apresentam bom desempenho na extração de características de dados de grade.

As CNNs diferenciam-se de outras RNAs em sua estrutura por apresentarem, no mínimo, uma camada chamada de convolução. Esta camada tem a função de detectar padrões locais em dados de matriz. Além disso, as CNNs costumam ser constituídas por camadas de *pooling* cuja função é manter as características essenciais, e funções de ativação, dentre elas, a função ReLU usada para aplicar a não linearidade as CNNs (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015).

Outros componentes importantes desse tipo de sistema fazem alusão ao tipo de camada e treinamentos usados em sua estruturação. Nas CNNs as camadas, de acordo com





Lecun, Bengio e Hinton (2015), costumam ser da Rede Feedforward de Múltiplas Camadas, as quais são totalmente conectadas. Neste tipo de rede há a camada de entrada e saída, mas também, existem camadas ocultas usadas para o processamento das informações. Todos os nós de uma camada são conectados a outra camada tornando-a uma rede totalmente conectada (FURTADO, 2019).

Referente ao tipo de treinamento, Furtado (2019) menciona o treinamento supervisionado, caracterizado pela existência de um agente externo que ajusta os parâmetros da RNA. O treinamento não-supervisionado é conhecido pela ausência de um agente externo, onde o próprio sistema aprende e se modifica, a partir de parâmetros pré-definidos. E, por fim, o treinamento por reforço embasado na aprendizagem por tentativa e erro.

As CNNs têm encontrado diversas aplicações na CA em áreas como educação, informação e saúde. Diniz *et al.* (2021) desenvolveu uma CNN para a classificação automática de órgãos em risco, ou seja, aqueles com tecidos saudáveis que devem ser protegidos na radioterapia. Não obstante, em busca da utilização de informações afetivas para constatar dificuldades e possibilitar intervenções pedagógicas, Werlang e Jaques (2023) propuseram a criação de uma CNN capaz de classificar e identificar essas informações. Já no caso de Sousa *et al.* (2022), o grupo elaborou um sistema baseado no Aprendizado de Máquina e CNN, capaz de detectar *fake news* em artigos de notícias da língua portuguesa.

Vários pesquisadores têm usado as CNNs para promover o aperfeiçoamento das tecnologias existentes, mas também contribuir direta ou indiretamente na compreensão e aplicação da CA, possibilitando uma interação mais fluida entre humanos e as tecnologias inteligentes. Werlang e Jaques (2023) afirmam que a automatização do reconhecimento facial, para a identificação de emoções, têm condições de propiciar uma experiência mais natural entre a interação máquina-humano.

APLICAÇÃO PRÁTICA

A escolha pelo banco de dados FER13 (KAGGLE COMMUNITY, 2020) tem como fundamento conceitos e análises abordados por Miguel (2015), Ekman (2003) e Ekman e Rosenberg (2005). Esses autores definem a existência de seis emoções básicas, ou seja, a alegria, a tristeza, a raiva, o nojo, o medo e a surpresa. Cada uma dessas emoções possui





características próprias que as distinguem das demais possibilitando sua identificação por meio do aprendizado de máquina.

Não obstante, Andrade e Abreu (2013) sugerem a introdução de mais uma expressão, a expressão neutra desprovida de qualquer emoção expressiva. Além disso, semelhante a Miguel (2015) e Ekman (2003), as proposições e fundamentos teóricos trazidos por Andrade e Abreu (2013) explicitam a teoria das emoções básicas dialogando sobre a conjectura acerca das emoções serem capazes de gerar reações únicas na fisionomia do corpo. Deste modo, pessoas de etnias, culturas, regiões e idiomas diferentes podem apresentar a mesma reação física ao vivenciar momentos onde acabam reagindo por meio das emoções básicas.

Neste contexto, foi desenvolvida uma CNN com o propósito de classificar emoções básicas a partir de expressões faciais. Para avaliar o desempenho da CNN, analisou-se as curvas de treinamento e teste, focando em padrões de validação, convergência de épocas (*epochs*) e o risco de *overfitting*. As métricas de desempenho consideradas incluem a perda (*train loss*) e a acurácia (*train acc*) do conjunto de treinamento, além da perda (*val. loss*) e da acurácia (*val. acc*) do conjunto de validação.

Acurácia durante o Treinamento e Validação Perda durante o Treinamento e Validação Train Acc Train Loss 0.6 Val. Acc Val. Loss 2.2 2.0 0.5 1.8 Perda 1.6 1.4 0.3 1.2 1.0 10 15 10 20 15 Fonte: Autora, 2024.

Figura 1: Treinamento e Validação da CNN.

Ao analisar os dados obtidos ao longo de 30 épocas pela CNN, é possível identificar algumas tendências no desempenho do modelo. Na primeira época, a perda de treinamento (*train loss*) foi alta, atingindo 2,3229, enquanto a acurácia (*train acc*) foi baixa, em torno de

19,56%. Em relação à perda de validação (val. loss) na mesma época, o valor registrado foi de





1,8482, com uma acurácia de validação (*val. acc*) de 25,22%. Esses números refletem um desempenho inicial limitado do modelo, o que é esperado nas primeiras fases do treinamento.

Conforme o treinamento progrediu a *train loss* e *val. loss* diminuíram constantemente. Na décima época, a *train loss* caiu para 1,3591 e a *val. acc* aumentou para 48,35%, enquanto a *val. loss* caiu para 1,2470 e a *val. acc* subiu para 51,28%. Esses resultados indicam que o modelo continuou aprendendo e melhorando sua capacidade de generalização. Isso significa que o mapeamento de entrada-saída realizado pela rede foi capaz de produzir resultados corretos ou aproximadamente corretos para os dados de teste que não foram utilizados durante o treinamento (HAYKIN, 2001)

Na vigésima época, a *train loss* continuou diminuindo, atingindo 1,1908, com a *train acc* de 55,39%. A *val. loss* também diminuiu significativamente para 1,0763, e a *val. acc* aumentou para 59,34%. Finalmente, na trigésima época, a *train loss* foi de 1,1138 e a *train acc* chegou a 58,63%, ao passo que a *val. loss* ficou em 1,0579, com a *val. acc* de 60,77%. Isto posto, os resultados finais no conjunto de teste/validação mostraram uma perda de 1,0752 e uma precisão de 59,50%, confirmando que o modelo alcançou um bom nível de desempenho tanto em treinamento quanto em validação.

Em resumo, a partir dos dados é perceptível visualizar uma melhoria consistente e gradual na acurácia e uma diminuição na perda ao longo das épocas. A *val. acc* foi semelhante à *train acc*, sugerindo que o modelo não estava super ajustado e estava generalizando bem para dados novos, de modo a evitar o *overfitting*. Pois quando um modelo aprende e memoriza excessivamente os dados de treinamento seu poder de generalização para novos dados diminui comprometendo o desempenho da rede (*Ibidem*, 2001).

Com base nesses resultados, pode-se concluir que a CNN treinada é eficaz para a tarefa proposta, embora ainda haja espaço para melhorias adicionais, possivelmente através de ajustes nos hiperparâmetros e no aperfeiçoamento de arquiteturas mais complexas.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A classificação das emoções mediante as expressões faciais, no contexto da CA, é uma tarefa complexa que exige uma combinação de técnicas avançadas de processamento de imagem, aprendizado de máquina e análise comportamental. As expressões faciais são





manifestações visíveis de estados emocionais internos e, por isso, podem apresentar variações sutis, dificultando sua identificação através do aprendizado de máquina.

Por conseguinte, ao trabalhar com o processamento de imagens é necessário estar atento aos detalhes, apresentar um processamento padronizado e um ambiente computacional complexo que seja capaz de extrair as características individuais dessas imagens, identificar sua classificação perante as classes criadas e aprender padrões associados aos dados previamente informados.

Em vista disso, mesmo com resultados favoráveis, como os apresentados pela CNN desenvolvida, ainda há espaço para melhorias, uma vez que essa tarefa enfrenta inúmeros desafios, como a variabilidade nas expressões individuais, a influência de fatores externos (iluminação, ângulo da câmera) e a complexidade de emoções mistas ou ambiguidades. Tudo isso torna o estudo desse assunto extremamente desafiador, necessitando de pesquisas cada vez mais aprofundadas para aprimorar a precisão e a eficácia dos modelos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BERCHT, M. Vínculos com a psicologia e aplicações na educação. In: PRADO, O. Z.; FORTIM, I.; COSENTINO, L. (Org.). **Psicologia & informática: produções do III.** psicoinfo II. jornada do NPPI. São Paulo: Conselho Regional de Psicologia de São Paulo: CRP/SP, 2006. p. 106-115.

CHIU, C. Y. *et al.* Multimodal depression detection on instagram considering time interval of posts. **Journal of Intelligent Information Systems**, v. 56, n. 1, p. 25–47, 2020.

CORNEJO, J. Y .R. **Pattern recognition in facial expressions**: algorithms and application = Reconhecimento de padrões em expressões faciais: algoritmos e aplicações. 2020. 1 recurso online (85 p.). Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Computação, Campinas, SP. Disponível em: https://hdl.handle.net/20.500.12733/1638572. Acesso em: 30 jun. 2024.

CORTIZ, D.; SANTOS, J. C. F. Computação Afetiva: entre as limitações técnicas e os desafios do colonialismo de dados. **Fronteiras – estudos midiáticos**, v. 24, n. 3, p. 62-71, set./dez. 2022. Unisinos. DOI: 10.4013/fem.2022.242.06. Disponível em: https://doi.org/10.4013/fem.2022.242.06. Acesso em: 29 jun. 2024.





DINIZ, J. O. B. *et al.* Segmentação de coração em tomografias computadorizadas utilizando atlas probabilístico e redes neurais convolucionais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO APLICADA À SAÚDE (SBCAS), 21., 2021, Evento Online. **Anais do Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2021. p. 83-94. ISSN 2763-8952. DOI: https://doi.org/10.5753/sbcas.2021.16055.

D'MELLO, S.; CALVO, R. A. Beyond the basic emotions: what should affective computing compute? In: CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, CHI EA '13, 2013, Paris. **Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems.** New York: Association for Computing Machinery, 2013. p. 2287-2294. DOI: 10.1145/2468356.2468751. Disponível em: https://doi.org/10.1145/2468356.2468751. Acesso em: 15 jun. 2024.

EKMAN, P. Emotions Revealed. New York: Times Book, 2003.

EKMAN, P.; ROSENBERG, E. L. **What the Face Reveals**: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression using the Facial Action Coding System (FACS). 2. ed. New York: Oxford University Press, Inc, 2005. (Série em Ciências Afetivas).

FONTES, H. Computação afetiva: sistema criado na USP identifica sinais de depressão nas redes sociais. **Jornal da USP**. Universidade de São Paulo, 2021. Disponível em: https://jornal.usp.br/ciencias/computacao-afetiva-sistema-criado-na-usp-identifica-sinais-de-d epressao-nas-redes-sociais/. Acesso em: 29 jun. 2024.

FURTADO, M. I. V. **Redes neurais artificiais**: uma abordagem para sala de aula. Ponta Grossa, PR: Atena Editora, 2019.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. Cambridge, MA: MIT Press, 2017. (Adaptive computation and machine learning series). ISBN 978-0-262-33737-3.

HAYKIN, S. **Redes Neurais:** Princípios e Prática. 2ª ed. p. 898. Porto Alegre: Bookman Editora, 2001.

KAGGLE COMMUNITY. FER13 - **Facial Expression Recognition** 2013. [s.l: s.n.], 2019. Disponível em: https://www.kaggle.com/datasets/msambare/fer2013/code. Acesso em: 28 jun. 2024.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **Nature, Springer Science and Business Media LLC**, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015.





MCSTAY, A.; URQUHART, L.. In cars (are we really safest of all?): interior sensing and emotional opacity. **International Review of Law, Computers & Technology**, p. 1-24, 2022. Disponível

https://www.researchgate.net/publication/358298799_In_cars_are_we_really_safest_of_all_i nterior sensing and emotional opacity>. Acesso em: 15 jun. 2024.

MENÁRGUEZ, A. T. Descubra o professor a quem os alunos não enganam. **El País**, 2016. Disponível em:

https://brasil.elpais.com/brasil/2016/12/08/politica/1481153535_081147.html. Acesso em: 20 set. 2023.

MIGUEL, F. K. Psicologia das emoções: uma proposta integrativa para compreender a expressão emocional. **Psico - USF**, v. 20, n. 1, p. 153–162, 2015. DOI: 10.1590/1413-82712015200114.

PICARD, R. W. **Affective computing**. Cambridge, MA: M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing Section, 1995. (Technical Report, n. 321), p. 1-16.

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C.. **Metodologia do trabalho científico**: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013. ISBN 978-85-7717-158-3.

SOUSA, F. *et al.* Detecção de Fake News em Língua Portuguesa Combinando Redes Neurais Convolucionais e Algoritmos de Aprendizagem de Máquina. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE REDES DE COMPUTADORES E SISTEMAS DISTRIBUÍDOS (SBRC), 40., 2022, Fortaleza. **Anais Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2022. p. 336-348. ISSN 2177-9384. DOI: https://doi.org/10.5753/sbrc.2022.222325.

WERLANG, P.; JAQUES, P. A. (2023). Detecção por face de emoções de aprendizagem: abordagem baseada em redes neurais profundas e fluxo de emoções. **Revista Brasileira de Informática na Educação** – **RBIE**, v. 31,174-204. DOI: 10.5753/rbie.2023.2936.