



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS, TECNOLOGIAS E SAÚDE DO CAMPUS ARARANGUÁ
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Thiago de Luca Reis

Sistemas inteligentes afetivos na saúde: uma revisão sistemática

Araranguá
2024

Thiago de Luca Reis

Sistemas inteligentes afetivos na saúde: uma revisão sistemática

Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de Graduação em Engenharia de Computação do Centro De Ciências, Tecnologias E Saúde Do Campus Araranguá da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.
Orientadora: Profa. Analúcia Schiaffino Morales, Dra.

Araranguá
2024

Ficha catalográfica gerada por meio de sistema automatizado gerenciado pela BU/UFSC.
Dados inseridos pelo próprio autor.

Reis, Thiago de Luca

Sistemas inteligentes afetivos na saúde: uma revisão sistemática / Thiago de Luca Reis ; orientadora, Analucia Schiaffino Morales, 2024.

47 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá,
Graduação em Engenharia de Computação, Araranguá, 2024.

Inclui referências.

1. Engenharia de Computação. 2. Reconhecimento de Emoções. 3. Detecção de Estresse. 4. Monitoramento da Saúde Mental. 5. Sistemas Afetivos. I. Morales, Analucia Schiaffino. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Computação. III. Título.

Thiago de Luca Reis

Sistemas inteligentes afetivos na saúde: uma revisão sistemática

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Computação e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Computação.

Araranguá, 06 de Dezembro de 2024.

Prof. Jim Lau, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Profa. Analúcia Schiaffino Morales, Dra.
Orientadora

Prof. Alison Roberto Panisson, Dr.
Avaliador
Universidade UFSC

Prof. Jim Lau, Dr.
Avaliador
Universidade UFSC

Resumo

Sistemas inteligentes afetivos têm se tornado rapidamente uma área significativa de estudo com diversas aplicações, desde a modificação da interação humano-computador até a detecção de estados emocionais e psicológicos. No entanto, desafios como segurança de dados, privacidade e fontes de dados coletados para essas tecnologias são frequentemente pouco explorados em revisões sistemáticas. Esta revisão sistemática investiga pesquisas recentes sobre sistemas inteligentes afetivos, áreas de aplicação, impactos sociais, mecanismos de proteção de dados e conjuntos de dados utilizados para treinar esses sistemas. A revisão sistemática seguiu as diretrizes PRISMA e utilizou bases de dados como PubMed Central, IEEE Xplore, Scopus e Web of Science. De um conjunto inicial de 223 artigos, 106 foram selecionados após aplicação de critérios de inclusão e exclusão. Os artigos selecionados foram agrupados de acordo com as áreas de interesse, implicações sociais e abordagens para segurança e privacidade. As principais áreas de aplicação são detecção de emoções, estresse, depressão e ansiedade. Vários estudos focam em provar a viabilidade da detecção de emoções, mas tendem a negligenciar a discussão sobre as questões práticas de aplicação. Além disso, 57% dos estudos não abordaram adequadamente preocupações relacionadas à segurança ou privacidade dos dados, evidenciando uma lacuna que precisa ser superada. Muitos estudos utilizaram conjuntos de dados publicamente disponíveis, como FER2013 e K-EmoCon, e dados coletados por experimentação. Apesar de avanços significativos na detecção de estados emocionais por sistemas inteligentes, barreiras para ampla aplicação ainda persistem devido à falta de atenção prática e insuficiente foco em como os dados poderiam ser protegidos. Pesquisas futuras devem enfatizar mais as implicações sociais e éticas relacionadas ao uso de dados emocionais, abordando assim questões de privacidade e segurança.

Palavras-chave: Reconhecimento de Emoções, Monitoramento da Saúde Mental, Interação Humano-Computador, Algoritmos de Aprendizado de Máquina, Detecção de Estresse, Privacidade e Segurança em Sistemas Afetivos.

1 INTRODUÇÃO

A computação afetiva, termo apresentado por Rosalind W. Picard em 1995, é um campo emergente da tecnologia que busca desenvolver sistemas capazes de identificar, interpretar e responder a sinais emocionais humanos, como tristeza, alegria, nervosismo ou estresse (PICARD, 1997). O estudo desta área engloba como incorporar as emoções aos modelos de inteligência, particularmente em aplicações computacionais e suas interações com seres humanos. De acordo com a autora, as emoções apesar de não serem lógicas, podem impactar significativamente na tomada de decisões. Elas contribuem significativamente para a qualidade das interações humano computador impactando na capacidade inteligente de interações, principalmente em aspectos da comunicação. Neste sentido o reconhecimento das emoções pode auxiliar nas necessidades das pessoas. Os sistemas afetivos inteligentes utilizam dados provenientes de diferentes fontes, como expressões faciais (QAZI *et al.*, 2022), análise vocal (LEFTER *et al.*, 2015), dados fisiológicos (GOLGOUNEH; TARVIRDIZADEH, 2020) e até padrões de digitação (DOBBINS; FAIRCLOUGH, 2018a), além de integrarem variáveis contextuais, como dados meteorológicos (TAYLOR *et al.*, 2020). A premissa fundamental é que, ao compreender as emoções humanas, os dispositivos e computadores podem adaptar seus comportamentos e respostas, proporcionando interações mais naturais e personalizadas. Como por exemplo, jogos adaptativos, que ajustam suas dinâmicas com base nas emoções dos jogadores (BACCHINI *et al.*, 2014), e seletores de músicas inteligentes, como abordado em (RISHITHA *et al.*, 2023), que escolhem faixas musicais alinhadas ao humor identificado do usuário.

A relevância dessa tecnologia tem crescido à medida que a interação humano computador se torna cada vez mais complexa. As emoções são importantes para a inteligência humana, tomada de decisões racionais, interações sociais, percepção, memória, aprendizado, criatividade, etc (PICARD, 1997). Esta área vem ampliando suas aplicações na saúde (XU; WU; LIU, 2022), educação (DHANASEKAR *et al.*, 2021), serviços ao consumidor (DOBBINS; FAIRCLOUGH, 2018a), bem-estar emocional (ABRAAR *et al.*, 2022) e transporte (MOU *et al.*, 2023). Na saúde, esses sistemas são particularmente relevantes, pois ajudam a combater estigmas associados à terapia psicológica, oferecendo suporte emocional em tempo real por meio de dispositivos vestíveis, por exemplo (MAHDI *et al.*, 2022). Esses sistemas podem mitigar barreiras culturais ao acesso à saúde mental, promovendo uma relação mais aberta e empática. Ao permitir que os sistemas reconheçam e respondam às emoções dos pacientes por meio da análise de biomarcadores coletados por dispositivos vestíveis, como frequência cardíaca e atividade eletrodérmica, surge a oportunidade de monitorar tanto a condição física quanto o estado emocional dos pacientes à distância, ampliando o alcance e a eficácia da telemedicina (JIANG *et al.*, 2022). Além disso, é uma forma de auxiliar na tomada de decisões e recomendações aos pacientes, com base no estado emocional reconhecido seja ele através de imagens, voz ou outras informações

coletadas durante a interação com as máquinas ou *smartphones* (PICARD, 1997).

Dado o impacto potencial da computação afetiva na vida cotidiana e na forma como se interage com a tecnologia, torna-se crucial compreender não apenas suas aplicações, mas também os desafios sociais e técnicos que acompanham seu desenvolvimento. O objetivo principal desta pesquisa é investigar como a computação afetiva está sendo aplicada em diferentes contextos e os impactos que ela gera na vida dos usuários. Em particular, busca-se explorar os aspectos relacionados à privacidade, segurança e ética no uso desses sistemas em diferentes áreas, enfatizando os achados no campo da saúde. Entende-se que a identificação de estados emocionais podem ser utilizados de forma pró-ativa para a recomendação de tratamentos em algumas áreas (PICARD, 1997). Além disso, foram analisados os conjuntos de dados (*datasets*) multimodais encontrados, os métodos de inteligência artificial utilizados, o tipo de treinamento e teste dos algoritmos responsáveis pela detecção e interpretação dos sistemas afetivos inteligentes. Com isso, pretende-se fornecer uma visão abrangente sobre o estado atual da área de computação afetiva, apresentando as áreas em que o reconhecimento de emoções tem sido utilizado o reconhecimento de emoções, destacando os principais desafios e lacunas de pesquisa a serem explorados por pesquisadores que tenham interesse neste tema.

O presente artigo está organizado em cinco seções. A Seção 2 apresenta a metodologia empregada na revisão sistemática, ao total foram investigadas quatro bases de dados: PubMed, IEEE Xplore, Scopus e Web of Science; e a partir dos critérios de inclusão e exclusão, foram selecionados para o estudo um total de 106 artigos científicos. A Seção 3 apresenta os principais resultados da revisão sistemática, respondendo as questões de pesquisa e as discussões relacionadas a cada uma delas. Na Seção 4 são apresentadas as conclusões, e na sequência são fornecidos no Apêndice: duas tabelas com as referências da análise dos estudos das questões de pesquisa QP1 e QP3, e uma tabela de acrônimos. Para finalizar foram disponibilizadas as referências bibliográficas empregadas na pesquisa.

2 MATERIAL E MÉTODOS

O desenvolvimento do trabalho se deu através de uma revisão sistemática da literatura. A revisão foi adaptada das diretrizes do *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyse* (PRISMA) (PAGE *et al.*, 2021). A partir da literatura científica, foram identificados artigos com aplicações de computação afetiva em diferentes áreas de conhecimento. Uma das questões aplicadas na pesquisa qualitativa é investigar sobre os impactos sociais deste tema, e os benefícios que sistemas inteligentes afetivos podem proporcionar aos seus usuários. Adicionalmente, o artigo explora os diferentes tipos de métodos de inteligência artificial adotados para o reconhecimento de emoções e outras aplicações. Também foram analisadas as diferentes bases de dados encontradas. Por último, considerando a natureza sensível dos dados utilizados para o funcionamento deste tipo de tecnologia, o trabalho investiga as técnicas aplicadas para garantir a segurança e privacidade dos estudos selecionados. Os resultados obtidos respondem as cinco perguntas de pesquisa a seguir (QP):

- QP1 - Quais são as principais áreas de concentração dos trabalhos encontrados na pesquisa?
- QP2 - Quais são as aplicações e impactos sociais?
- QP3 - Como a segurança e a privacidade foram abordadas no estudo?
- QP4 - Quais conjuntos de dados (*datasets*) foram usados e que tipos de recursos foram utilizados?
- QP5 - Quais as técnicas de inteligência artificial foram encontradas e quais métricas foram utilizadas?

2.1 CRITÉRIOS DE SELEÇÃO

Foram investigadas as quatro bases de dados: PubMed, IEEE Xplore, Scopus e Web of Science. Os artigos selecionados para a análise estavam todos em inglês. Uma primeira avaliação foi realizada a partir dos títulos, resumos e palavras-chave de cada artigo. Os artigos que não atenderam os critérios de inclusão foram removidos do estudo. Em situações em que houve incerteza durante a primeira análise, foram reavaliados em sua completude em uma segunda avaliação. Os critérios de inclusão e exclusão aplicados para todos os artigos estão listados na Tabela 1:

Tabela 1 – Critérios de inclusão e exclusão para a seleção dos artigos

Critérios de Inclusão	Critérios de Exclusão
Artigos que estudam Computação Afetiva	Artigos duplicados
Artigos em inglês e português	Artigos em pré-acesso ou acesso antecipado
Artigos que contribuem para responder às perguntas de pesquisa	Artigos que apresentam revisões sistemáticas ou mapeamentos sistemáticos
Artigos disponíveis em versão completa	Artigos com texto completo inacessível
Artigos revisados por pares.	Artigos fora do escopo da pesquisa

2.2 PROCESSO DE SELEÇÃO

Essa revisão sistemática iniciou com um total de 223 artigos, obtidos das bases de dados da seguinte maneira: 58 da Scopus, 39 da Web of Science, 122 da IEEE Xplore e 4 da PubMed. Para auxiliar na seleção foi utilizada a ferramenta RAYYAN (OUZZANI *et al.*, 2016). Durante a primeira avaliação 49 desses artigos foram identificados como duplicatas e foram excluídos. Dos 174 artigos restantes, 51 foram excluídos por não se adequarem ao critério de seleção. Restaram 123 artigos a serem analisados em sua completude, desses 12 artigos foram excluídos por falta de dados relevantes. Por fim, foi feita uma seleção final de 106 artigos alinhados com os objetivos da pesquisa. O processo de seleção está representado na Figura 1, que apresenta o diagrama de fluxo PRISMA para a revisão sistemática.

A construção da estratégia de busca foi baseada nas questões de pesquisa e no PCC - População, Conceito e Contexto (OLIVEIRA ARAÚJO, 2020). Onde:

- P - Sistemas Inteligentes Afetivos na Saúde
- C - Reconhecimento de emoções, estresse e estados emocionais
- C - Contexto de atuação, incluindo áreas, técnicas e aspectos de impactos sociais e segurança.

A *string* de busca composta por três partes de descritores, exceto no PubMed. A consulta utilizada foi: ("*Affective Computing*"OR "*Emotion AI*"OR "*Emotional Technology*"OR "*artificial emotional intelligence*"OR "*machine learning*") AND ("*Healthcare*"OR "*Health Care*"OR "*Health System*"OR "*Health Problems*"OR "*Health Problem*"OR "*Health Insurance*"OR "*Medical Care*"OR "*Health*"OR "*Treatment*"OR "*Diagnosis*"OR "*Medicine*") AND ("*Emotion recognition*"AND "*Stress*"). Para o PubMed, uma *string* de busca de duas partes foi usada, omitindo o segundo segmento da consulta padrão.

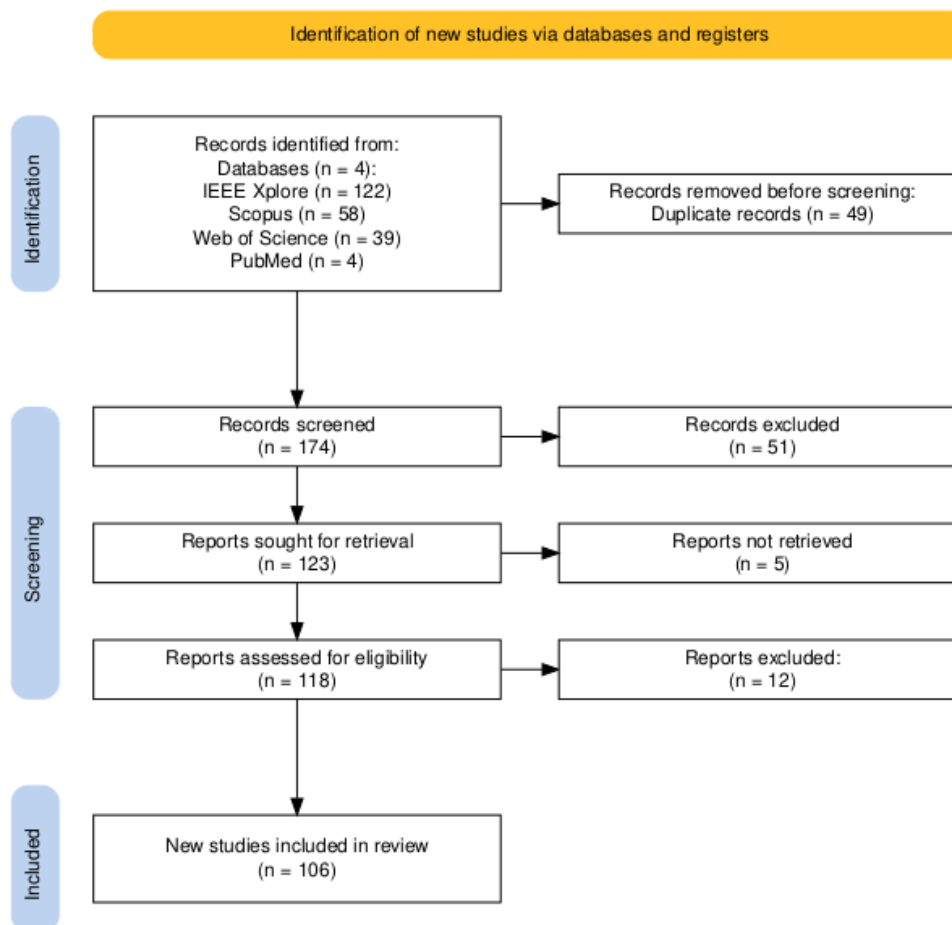


Figura 1 – Diagrama PRISMA

2.3 ARTIGOS SELECIONADOS

Dos 106 artigos selecionados, 75 eram artigos de conferências e 33 eram artigos de revistas. Foram incluídos artigos de eventos por se tratar de um campo relativamente novo. O elevado número de publicações indica um ambiente de pesquisa dinâmico e competitivo. No entanto, também implica que muitos estudos ainda podem estar nas fases iniciais de validação. Não foi aplicada ferramenta para detecção de risco de viés, por se tratar de estudos da área da computação de diferentes naturezas, não sendo quantificadas as evidências relacionadas ao resultado do uso de sistemas inteligentes afetivos em indivíduos ou diagnósticos médicos.

2.4 DISTRIBUIÇÃO DOS ARTIGOS POR DATA DE PUBLICAÇÃO E LOCALIZAÇÃO

Os artigos nesta revisão abrangem diversas culturas e economias, com contribuições de 29 nacionalidades diferentes. A Índia lidera com 32 artigos, seguida pelos Estados Unidos com 12 e Sri Lanka com 7. China e Reino Unido têm 6, enquanto Canadá, Indonésia e Rússia têm 4. Brasil, França, Alemanha, Países Baixos, Paquistão, Filipinas, Polónia, Arábia Saudita, Espanha, Tailândia e Emirados Árabes Unidos têm dois artigos

selecionados. Argélia, Grécia, Itália, Quênia, Líbano, Malásia, Noruega, Romênia, Coreia do Sul e Suíça têm um artigo cada. Um mapa ilustrando essa distribuição global pode ser encontrado na Figura 2.

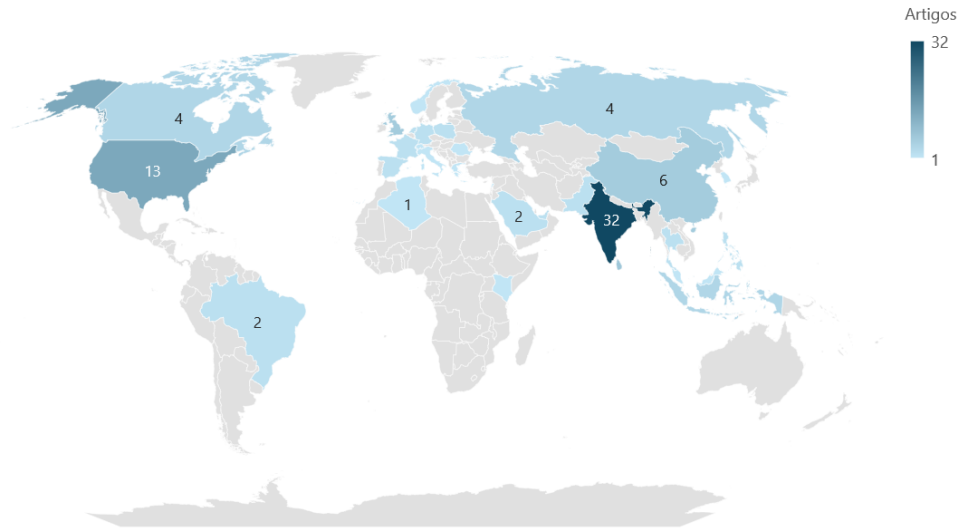


Figura 2 – Mapa de distribuição dos artigos pelos países

Os artigos selecionados abrangem de 2013 a 2023, com um aumento significativo nas publicações em 2023, representando 45 dos estudos analisados nesta revisão. Esse aumento, com mais da metade dos estudos publicados nos últimos quatro anos, é um claro indicador do interesse recente e crescente no tema. A distribuição desses artigos está representada na Figura 3.

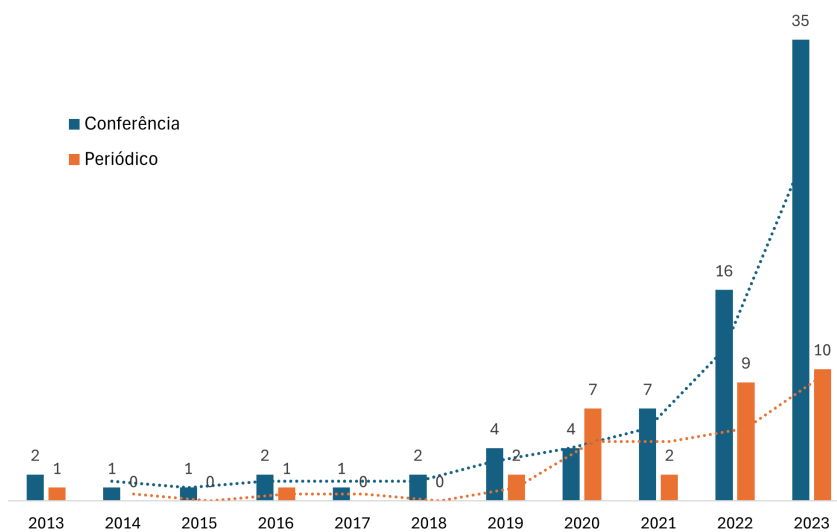


Figura 3 – Gráfico de distribuição temporal dos artigos, com a divisão entre conferências e periódicos.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados a seguir estão organizados através das respostas às questões de pesquisa apresentadas na Seção 2.

3.1 RESPOSTA A QP1

QP1 - Quais são as principais áreas de concentração dos trabalhos encontrados na pesquisa?

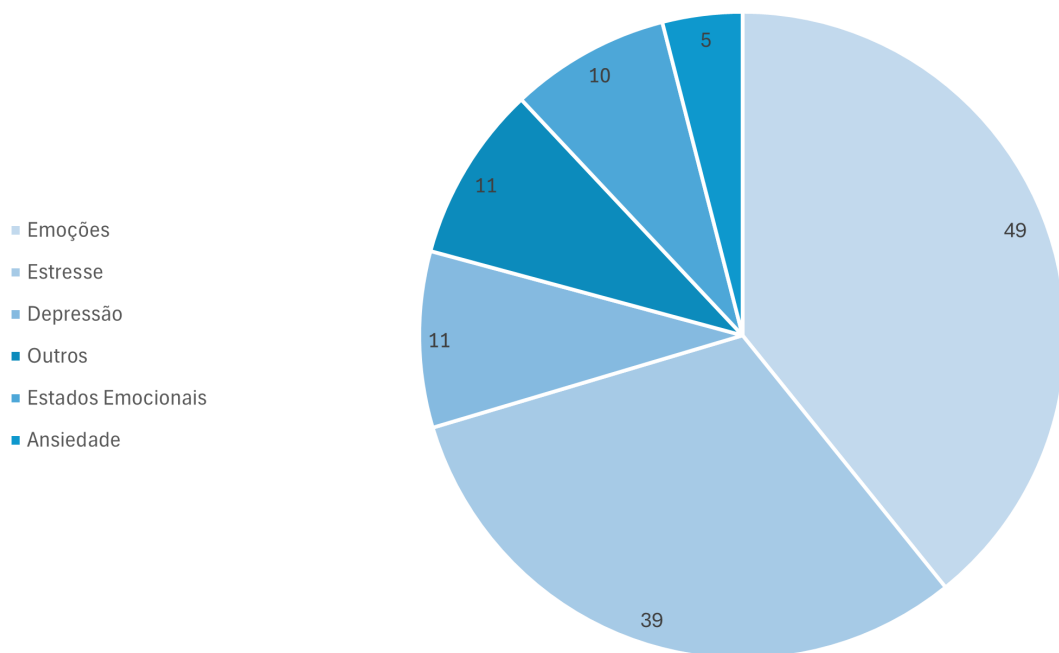


Figura 4 – Distribuição das Aplicações encontradas nos Estudos Revisados

Existe uma diversidade de aplicações em sistemas de inteligência afetiva voltados para a saúde com prevalência de estudos de saúde mental, as quais foram categorizadas em: Emoções, Estresse, Estados emocionais (trabalhos que envolvem excitação e valência), Depressão, Ansiedade e uma categoria rotulada com Outros que agrupa estudos sobre condições específicas como por exemplo, Transtorno de Estresse Pós-Traumático (TEPT) e bem-estar. A Figura 4 apresenta a distribuição das categorias. Todas as referências utilizadas para gerar o gráfico e realizar a análise foram incluídas no Apêndice A. Em alguns estudos foram abordados mais de um termo categorizado e que podem ser percebidos na tabela fornecida no anexo. Entre os 106 artigos selecionados, foram identificadas 125 descritores das categorias, 91 trabalhos foram classificados apenas em uma categoria, mas 15 trabalhos foram considerados de duas ou mais categorias pois os descritores apareceram em mais de uma instância. Os estudos (DZIEŻYC *et al.*, 2020), (LIAKOPOULOS *et al.*, 2021), (LIMBACHIA *et al.*, 2023) e (ROSHANI *et al.*, 2023) foram categorizados

em Estresse e Emoções, (JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020) e (GUPTA *et al.*, 2022) foram categorizados em Emoções e Depressão, (GHOSH; SAHU *et al.*, 2019), (TAYLOR *et al.*, 2020) e (ABRAAR *et al.*, 2022) foram categorizados em Emoções e Outros, (HOSSEINI *et al.*, 2023) em Estresse e Estados emocionais, (MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021) em Emoções e Estados emocionais, (KULATILAKE *et al.*, 2022) categorizado em Depressão e Outros. Entre os estudos que mencionaram três descritores e foram classificados em Estresse, Depressão e Ansiedade (XU; WU; LIU, 2022) e (NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020). E um dos estudos selecionados foi categorizado devido a presença de quatro descritores: Estresse, Emoções, Depressão e Ansiedade (KIRIDENA *et al.*, 2023).

3.1.1 Emoções e Estados Emocionais

A detecção de **emoções** foi o descritor mais frequente, sendo encontrado em 49 instâncias nos artigos (referências no Apêndice A). Esses estudos apresentaram pesquisas relacionadas ao reconhecimento de emoções, como felicidade, tristeza, raiva e medo, por meio de tecnologias que analisam expressões faciais através de imagens, reconhecimento pela voz e uso de sinais fisiológicos para identificação de emoções. O reconhecimento de emoções podem melhorar as interações humano computador (IHC), melhorando a empatia e a capacidade de adaptação de sistemas inteligentes ao estado emocional do usuário. Estes estudos podem estar relacionados também a identificação de emoções para auxiliar no tratamento de pacientes com problemas mentais e outras doenças crônicas.

Além disso, dez artigos foram categorizados como **Estados Emocionais** (CHENG *et al.*, 2013), (ALTHOBAITI *et al.*, 2019), (WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2020), (HAMIEH *et al.*, 2021), (MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021), (ZITOUNI *et al.*, 2021), (HOSSEINI *et al.*, 2023), (IMMANUEL, 2023), (MOU *et al.*, 2023), (SUBATHRA; MALARVIZHI, 2023). Estes trabalhos empregaram técnicas de medição de dimensões de excitação e valência, sem rotulá-los como emoções específicas. A valência refere-se ao grau de agradabilidade da experiência emocional, enquanto a excitação indica o nível de ativação emocional. Essa abordagem é útil para capturar uma visão mais ampla da intensidade e da qualidade das emoções, sendo frequentemente utilizada em aplicações de monitoramento e pesquisa psicológica (BOJANIĆ; DELIĆ; KARPOV, 2020).

3.1.2 Estresse, Depressão e Ansiedade

O **estresse** foi a segunda categoria mais mencionada nos estudos, com 39 incidências (referências no Apêndice A). Esses estudos concentraram-se no monitoramento em tempo real de respostas fisiológicas ao estresse, utilizando sensores que medem parâmetros fisiológicos, como, atividade eletrodérmica (*Electrodermal Activity* - EDA ou *Galvanic Skin Response* - GSR), variabilidade da frequência cardíaca (*Heart Rate Variability* - HRV), sinais de eletroencefalograma (EEG) e temperatura da pele. Os estudos dessa categoria têm

se dedicado em prevenir a escalada do estresse, especialmente em contextos de educação para adolescentes, estresse ocupacional e questões do trabalho e saúde mental.

A categoria **Depressão** foi explorada em onze estudos (JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020), (NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020), (GHOSH; EKBAL; BHATTACHARYYA, 2022), (GUPTA *et al.*, 2022), (KULATILAKE *et al.*, 2022), (XU; WU; LIU, 2022), (ANIS; SINGH; SAXENA, 2023), (KIRIDENA *et al.*, 2023), (KUCHIBHOTLA *et al.*, 2023), (MARÍN-MORALES *et al.*, 2023) e (OH *et al.*, 2023). Esses trabalhos destacaram o uso de sinais comportamentais e fisiológicos para identificar precocemente sintomas depressivos, permitindo intervenções oportunas. Essas tecnologias são particularmente promissoras para complementar avaliações realizadas por profissionais de saúde mental. Atualmente, a depressão é diagnosticada através de mecanismos de avaliação pelo profissional de saúde, sendo este tipo de sistema um excelente auxiliar aos profissionais que atuam nesta área.

O descritor da categoria **Ansiedade** foi encontrado em cinco estudos (NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020), (SUNDARAVADIVEL; GOYAL; TAMIL, 2020), (MUHAMMAD; AL-AHMADI, 2022), (XU; WU; LIU, 2022) e (KIRIDENA *et al.*, 2023). Os artigos apresentaram pesquisa sobre o uso de sensores e IoT, como ferramentas para aquisição de parâmetros fisiológicos e comportamentais para identificação e monitoração de condições de ansiedade.

3.1.3 Outros

A categoria Outros agrupa trabalhos que não se enquadraram nas categorias anteriores, como o caso do Transtorno de Estresse Pós-Traumático e outras condições especiais. O **TEPT** foi identificado em dois estudos, (AUGSBURGER; GALATZER-LEVY, 2020) e (JAYASURIYA *et al.*, 2023), com foco na utilização de sinais fisiológicos para monitorar e gerenciar respostas emocionais intensas. Esses sistemas podem ser aplicados em populações vulneráveis, como veteranos de guerra e profissionais de alta pressão, para auxiliar no acompanhamento contínuo de reações emocionais. Outros tipos de estados emocionais e psicológicos menos frequentes encontrados nos estudos incluíram percepção da **raiva** através da análise de eletromiógrafo (WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2017), **sofrimento** (BACCHINI *et al.*, 2014), **interações negativas** através reconhecimento acústico (LEFTER *et al.*, 2015), **risco de suicídio** (INDORIA *et al.*, 2023) e bem-estar (OSIPOV *et al.*, 2023). Embora representem uma menor proporção, essas áreas mostram o potencial da computação afetiva para lidar com uma ampla gama de condições emocionais. A investigação de desfechos futuros de saúde com base em dados emocionais e fisiológicos atuais, auxiliam a propor abordagens proativas no gerenciamento e cuidados em saúde. A lista completa dos trabalhos que se enquadraram nesta categoria podem ser visualizados no Apêndice A.

3.2 RESPOSTA À QP2

QP2: Quais são as aplicações e impactos sociais?

Os sistemas inteligentes afetivos possuem diversas implicações sociais, especialmente na saúde mental, educação, ambientes de trabalho e transporte, contribuindo para o bem-estar geral e a produtividade social. Apesar de avanços significativos, muitos estudos ainda focam na validação técnica da detecção de emoções, negligenciando a exploração de aplicações práticas que gerem benefícios diretos para os usuários. No entanto, algumas iniciativas têm mostrado progresso nesse sentido.

3.2.1 Detecção de Emoções e Aplicações Práticas

Do total analisado na revisão, 72 estudos (68%) concentraram-se principalmente na validação de algoritmos capazes de detectar emoções a partir de parâmetros fisiológicos, expressões faciais através de imagens, uso de voz ou texto. Embora esses trabalhos contribuam para o avanço técnico, poucos estabeleceram conexões claras entre a detecção de emoções e sua aplicação prática. As técnicas empregadas nos artigos de periódicos serão analisadas na resposta da QP5. Esta lacuna limita o potencial da computação afetiva de gerar impactos sociais mais abrangentes ou de analisá-los de forma mais aprofundada. Esta lacuna limita a percepção clara dos impactos sociais mais abrangentes que a computação afetiva pode gerar, apesar dos avanços técnicos proporcionados esses estudos. Por outro lado, 34 estudos (32%) demonstraram o uso da computação afetiva em casos de aplicações práticas. Uma aplicação promissora, identificada nos estudos, são os diários emocionais, como nos estudos (ABRAAR *et al.*, 2022; INDORIA *et al.*, 2023). Esses sistemas permitem que usuários monitorem suas emoções ao longo do tempo, fornecendo *insights* valiosos para o gerenciamento de saúde mental. Sistemas semelhantes, como os descritos por (GOLGOUNEH; TARVIRDIZADEH, 2020; ZHU; SPACHOS; NG *et al.*, 2023), utilizam dispositivos vestíveis para detectar estresse em tempo real, combinando dados fisiológicos para oferecer suporte imediato. Outro caso interessante, foi a personalização de experiências. Os trabalhos de (MANINGO *et al.*, 2020) e (RISHITHA *et al.*, 2023) demonstram como a detecção de emoções pode ser aplicada para recomendar músicas baseadas no humor do usuário, auxiliando na regulação emocional e promovendo o bem-estar. E em telecomunicações, (OSIPOV *et al.*, 2023) investigaram o uso de aprendizado de máquina para reconhecer emoções na fala, permitindo que assistentes virtuais ajustem suas interações com base nos sentimentos detectados. Essas aplicações demonstram o impacto potencial da computação afetiva em melhorar a comunicação digital e presencial no atendimento aos clientes.

3.2.2 Saúde Mental e Bem-Estar

Percebe-se o desenvolvimento de soluções para saúde mental bastante explorados no uso da computação afetiva. Sistemas como o MindRelax e o EMMA desenvolvidos

para que o aprendizado de máquina e chatbots possam monitorar e gerenciar emoções, oferecendo suporte emocional adaptado às necessidades dos usuários (RAJKUMAR *et al.*, 2023; KIRIDENA *et al.*, 2023). Estudos como os de (MUHAMMAD; AL-AHMADI, 2022) e (RAO; ASHWINI; AKSHATHA, 2021) destacam o uso de EEG para monitorar ansiedade e identificar transtornos emocionais. Tecnologias semi-imersivas, como o i-RISE, utilizam ambientes virtuais para tratar distúrbios emocionais, oferecendo uma abordagem inovadora para o suporte à saúde mental (SUNDARAVADIVEL; GOYAL; TAMIL, 2020).

3.2.3 Educação, Trabalho e Cenários de Alto Desempenho

No ambiente educacional, plataformas como a de (SANTOS *et al.*, 2016) integram sensores para monitorar estados emocionais, personalizando a experiência de aprendizado dos estudantes. Uma forma de alinhar o estado emocional com as atividades cognitivas para o desempenho dos alunos. No trabalho, sistemas como o HealthyOffice ajudam a avaliar o humor de funcionários, promovendo equilíbrio entre produtividade e bem-estar (ZENONOS *et al.*, 2016). Em cenários de alto desempenho, como esportes eletrônicos, (ABRAMOV *et al.*, 2022) demonstraram como o monitoramento emocional melhora a colaboração e o desempenho de equipes. No transporte, (MOU *et al.*, 2023) exploraram o uso de sistemas híbridos para monitorar emoções de motoristas, contribuindo para a segurança no trânsito. Apesar de diversas estas aplicações demonstram que o uso de computação afetiva pode beneficiar o desempenho de estudantes, atletas e até mesmo profissionais em atividades ocupacionais estressantes que podem ocasionar risco de morte à população.

3.2.4 Integração de IoT e Computação Afetiva

Sistemas como o sEmoD monitoram emoções em tempo real e oferecem intervenções personalizadas (MAJUMDER *et al.*, 2019). Dispositivos vestíveis tem sido amplamente investigados para auxiliar na detecção de estresse (ZHU; SPACHOS; NG *et al.*, 2023). O uso de dados multimodais (como sinais cardíacos, sinais de sudorese na pele, temperatura, alteração de pressão e outras informações) permitem detectar a presença ou não do estresse.

3.2.5 Impactos Sociais e Discussão

Apesar dos avanços, a computação afetiva ainda enfrenta desafios significativos relacionados à generalização, usabilidade e integração prática. Muitos sistemas dependem de conjuntos de dados limitados ou específicos, o que dificulta a adaptação a populações e contextos variados. Além disso, há a necessidade de desenvolver modelos que sejam robustos a ruídos em dados emocionais, como variações causadas por fatores externos e informações individualizadas e características de cada pessoa (e.g., ambiente, saúde física). Outro ponto crítico é a complexidade técnica de integrar múltiplos sensores e fontes de

dados em sistemas multimodais, como dispositivos vestíveis, câmeras e microfones. Essa integração requer não apenas avanços em hardware, mas também o aprimoramento de algoritmos que combinem diferentes modalidades de forma eficiente e em tempo real. Estudos futuros devem explorar maneiras de criar soluções escaláveis e acessíveis, garantindo que as tecnologias possam ser aplicadas em ambientes reais sem depender de configurações laboratoriais específicas. Além disso, é crucial investigar abordagens que considerem a diversidade cultural e emocional dos usuários, desenvolvendo sistemas capazes de interpretar emoções em diferentes contextos sociais e culturais.

Entretanto, recentemente foi aprovado pelo Parlamento Europeu, o Regulamento de Inteligência Artificial da União Europeia—AI Act (UE, 2024), destacando-se como um marco legislativo pioneiro que pode influenciar não apenas a União Europeia, mas também outras nações. Na mesma linha, no Brasil, a Lei nº 13.709/2018, ou Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD) (BRASIL, 2018), elevou a proteção de dados pessoais à categoria de direito fundamental, além dos princípios essenciais aplicados à privacidade e proteção de dados com o uso de IA, com direito à revisão de tratamento exclusivamente automatizado, refletindo uma preocupação crescente com novas tecnologias (CIVITARESE, 2024). Essas ações são fundamentais para detectar e mitigar riscos de viés e discriminação em algoritmos, os quais podem inadvertidamente reforçar preconceitos sociais formulados pelas ferramentas tecnológicas. A regulamentação europeia proíbe: (a) aplicações de IA que ameaçam os direitos dos cidadãos, incluindo sistemas de categorização biométrica baseados em características sensíveis; (b) proíbem também a coleta indiscriminada de imagens faciais de fontes como a Internet ou câmeras de vigilância para a criação de bancos de dados de reconhecimento facial. Também foram (c) vetados o reconhecimento de emoções, tanto em ambientes laborais e quanto educacionais. A lei brasileira, que não menciona aspectos éticos e sociais de forma tão ampla, confere aos indivíduos mais controle sobre seus dados pessoais, permitindo que exerçam seus direitos de acesso, correção, eliminação e portabilidade. E também, obriga as empresas de tecnologia a serem mais transparentes sobre como coletam, utilizam e armazenam os dados pessoais, o que aumenta a confiança dos consumidores. Nos estudos selecionados, praticamente não houve nenhum trabalho que considerou questões sobre os impactos sociais relacionados a pesquisa. É possível identificar algumas lacunas a serem definidas com parte no avanço destes sistemas e seu uso no âmbito comercial ou mesmo na prestação de serviços de saúde. Por exemplo, no caso de monitoração de clientes por serviços de telecomunicações, ou mesmo o monitoramento de profissionais no exercício de sua profissão. Estas monitorações podem ser consideradas bastante invasivas, e o fato de estar reconhecendo o estado emocional do indivíduo e que isso possa ocasionar problemas relacionados a falta de ética em se aproveitar de certas situações. Como é o caso de venda indevida de produtos para clientes com estado emocional identificado, ou mesmo questões relacionadas a prejudicar o profissional que estava sendo monitorado e acrescentar estes dados de monitoração em algum processo jurídico que este profissional

venha a sofrer durante o período de trabalho. Apesar destas lacunas, existem também os impactos sociais que beneficiam o indivíduo que pode ser acompanhado em tratamentos de saúde mental ou problemas crônicos como depressão e ansiedade. O uso destas soluções pode também beneficiar a tomada de decisões médicas, com o acompanhamento de dados fisiológicos ao longo do tempo relatando o estado emocional de seus pacientes. Portanto, é necessário ao estabelecer o desenvolvimento da pesquisa, fazer uma relação dos possíveis impactos éticos e sociais relacionados ao estudo.

3.3 RESPOSTA A QP3

QP3: Como a segurança e a privacidade foram abordadas no estudo?

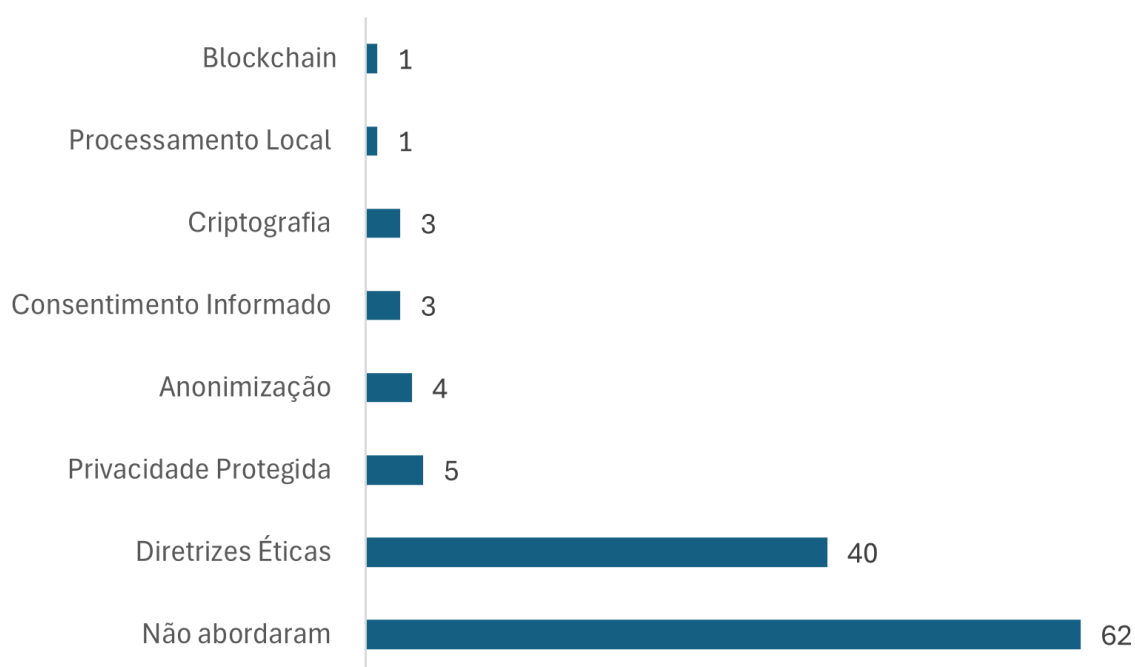


Figura 5 – Distribuição das Estratégias de Segurança e Privacidade nos Estudos Revisados

A análise dos 106 artigos revisados revelou uma ampla variedade de estratégias voltadas para abordar as questões de segurança e privacidade no projeto e uso de sistemas inteligentes afetivos. Contudo, a profundidade com que esses temas foram tratados variou significativamente, evidenciando lacunas importantes que demandam atenção. A Figura 5 apresenta a distribuição das estratégias de segurança e privacidade nos estudos revisados. Todas as referências utilizadas para gerar o gráfico e realizar a análise encontram-se detalhadas no Apêndice B.

3.3.1 Estratégias Adotadas

Os estudos revisados demonstraram diferentes abordagens técnicas e éticas para mitigar riscos relacionados à privacidade e segurança. Algumas das soluções propostas

incluíram:

- **Criptografia de Dados:** Estudos como (DHANASEKAR *et al.*, 2021; XU; WU; LIU, 2022; LIMBACHIA *et al.*, 2023) destacaram o uso de criptografia para proteger dados sensíveis. Algoritmos como AES (Advanced Encryption Standard) foram utilizados para assegurar que informações críticas estivessem inacessíveis a acessos não autorizados, embora poucos artigos tenham discutido os desafios práticos de implementação, como custos computacionais e impacto na latência.
- **Anonimização:** Uma abordagem comum foi a desidentificação de dados pessoais, como discutido em (ALEMU *et al.*, 2023; XU; WU; LIU, 2022; LIU, J. *et al.*, 2023; ALTHOBAITI *et al.*, 2019). No entanto, a maioria dos estudos limitou-se a mencionar a anonimização sem detalhar as técnicas utilizadas (e.g., k-anonymity, differential privacy), o que dificulta a replicação e avaliação da eficácia.
- **Blockchain:** Tecnologias emergentes, como o uso de blockchain para o armazenamento descentralizado e transparente de dados, foram exploradas em poucos estudos (KIRIDENA *et al.*, 2023). Embora promissoras, essas abordagens apresentaram desafios como alta complexidade de implementação e impacto ambiental devido ao consumo energético.
- **Processamento Local ('On the Edge'):** Estudos como (JIANG *et al.*, 2022) optaram por processar dados localmente, reduzindo o risco de violações durante a transmissão. Essa abordagem mostrou-se eficiente para minimizar exposição, mas não foram discutidos detalhes sobre as limitações em termos de capacidade computacional em dispositivos embarcados.

3.3.2 Lacunas e Deficiências Identificadas

Apesar das contribuições mencionadas, 52,1% dos artigos revisados não abordaram diretamente a segurança ou privacidade dos sistemas (MADHAVIKATAMANENI *et al.*, 2022; NITA *et al.*, 2022; MANINGO *et al.*, 2020; ROVINSKA; KHAN, 2022). A justificativa para este ponto, é que muitos estudos que tem sido publicados na literatura apresentam avanços em algoritmos de aprendizado de máquinas e seus desempenhos, ou técnicas de IA avançadas e não se preocupam diretamente com o produto final. Em 33,6% dos casos analisados, os autores declararam que estavam seguindo os guias éticos estabelecidos por suas respectivas instituições e que haviam obtido aprovação dos comitês de ética associados (ROMANISZYN-KANIA *et al.*, 2021; DHARMAGUNARATHNA *et al.*, 2023; IMMANUEL, 2023; ALEMU *et al.*, 2023). Esses guias são normativos e incluem princípios fundamentais para pesquisas envolvendo seres humanos, como o consentimento informado, a minimização de riscos, e o cumprimento de legislações locais. Um exemplo

de referência ética amplamente utilizado é a Declaração de Helsinki, estabelecida pela Associação Médica Mundial, que delinea princípios universais para a condução de pesquisas científicas envolvendo seres humanos. Entre esses princípios estão o respeito à autonomia dos participantes, a proteção de sua integridade física e emocional, e a obrigação de minimizar riscos associados aos estudos. Apesar de ser citada em alguns trabalhos, como por exemplo (ROMANISZYN-KANIA *et al.*, 2021; LIU; JIANG, 2019), sua aplicação prática varia amplamente e muitas vezes carece de detalhamento, por exemplo, a Declaração exige o consentimento informado, mas não detalha como adaptar esse princípio ao uso de tecnologias modernas, como algoritmos ou sistemas digitais. Isso abre margem para interpretações variadas e aplicações inconsistentes. No entanto, é importante ressaltar que esses guias éticos são impostos pelas universidades para garantir que pesquisas envolvendo seres humanos sejam conduzidas de forma ética e dentro da legislação. Apesar disso, sua relevância direta para os algoritmos desenvolvidos em muitos estudos é limitada, já que grande parte desses guias se concentra no tratamento ético dos participantes, e não nos aspectos técnicos ou metodológicos relacionados ao design, treinamento ou validação dos algoritmos propriamente ditos. Além disso, 3,4% dos estudos mencionaram a obtenção de consentimento informado dos participantes (LIU; JIANG, 2019; BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013; OH *et al.*, 2023), mas sem fornecer informações claras sobre como esse processo foi conduzido ou como os dados dos participantes foram protegidos posteriormente.

Outro ponto crítico identificado foi que um grupo de estudos (4,2%) alegou que a "privacidade foi protegida", mas não apresentaram detalhes sobre as medidas adotadas para alcançar esse objetivo (DHARMAGUNARATHNA *et al.*, 2023; IMMANUEL, 2023; LIU; JIANG, 2019; TAYLOR *et al.*, 2020; JAYASURIYA *et al.*, 2023). Tais afirmações vagas comprometem a replicabilidade e a confiança nos métodos empregados, indicando uma falta de rigor na descrição das práticas de segurança e privacidade.

Além disso, alguns estudos mencionaram justificativas para a exclusão de medidas de segurança. Por exemplo, (GHOSH; SAHU *et al.*, 2019) argumentou que gravações de voz não demandavam preocupações com privacidade, restringindo essas questões apenas a dados fisiológicos ou visuais. Essa perspectiva negligencia os riscos associados a vazamentos de dados de áudio, como inferência de identidade e padrões comportamentais.

Estudos que mencionaram intervenções de ajuda profissional em situações graves (DHARMAGUNARATHNA *et al.*, 2023; JAYASURIYA *et al.*, 2023) reforçaram a importância de protocolos éticos robustos, mas careceram de detalhes sobre como garantir a segurança e o bem-estar dos participantes ao lidar com dados sensíveis.

3.3.3 Impacto Ético e Discussão

A ética foi frequentemente citada como uma preocupação central, com a maioria dos estudos obtendo aprovação de comitês de ética (DHARMAGUNARATHNA *et al.*, 2023; LIU; JIANG, 2019; OH *et al.*, 2023). Contudo, muitos autores falharam em de-

talhar como os padrões éticos foram implementados na prática. Além disso, embora a conscientização sobre segurança e privacidade esteja aumentando, a falta de consistência nos métodos adotados dificulta a padronização e aplicação prática na área. Os achados desta revisão revelam avanços na adoção de técnicas modernas de proteção de dados, mas também destacam lacunas críticas, especialmente em relação à documentação de práticas e justificativas para omissões. Para superar essas limitações, recomenda-se que:

1. Os futuros estudos detalhem explicitamente as técnicas de segurança empregadas, incluindo algoritmos e metodologias.
2. Soluções éticas sejam integradas desde o início do design de sistemas, com protocolos claros e replicáveis.
3. Tecnologias emergentes, como *blockchain*, sejam investigadas com maior profundidade, considerando seus impactos operacionais e ambientais.
4. Parâmetros de avaliação de segurança e privacidade sejam padronizados, permitindo comparações mais robustas entre estudos.

Com a aplicação rigorosa dessas práticas, será possível promover avanços significativos na proteção de dados em sistemas inteligentes afetivos, garantindo não apenas a conformidade ética, mas também a confiança dos usuários.

3.4 RESPOSTA A QP4

QP4: Quais conjuntos de dados (*datasets*) foram usados e que tipos de recursos foram utilizados?

3.4.1 Conjuntos de Dados Utilizados

Tabela 2 – Citações Bases de Dados

(DZIEŻYC <i>et al.</i> , 2020; HOSSEINI <i>et al.</i> , 2023; JIANG <i>et al.</i> , 2022; LIAKOPOULOS <i>et al.</i> , 2021; MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021; PRAJOD; ANDRÉ, 2022; RASHID; CHEN <i>et al.</i> , 2021; RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023; ROVINSKA; KHAN, 2022; ZHU; SPACHOS; GREGORI, 2022)	WESA
(CACCIATORI <i>et al.</i> , 2023; GUPTA <i>et al.</i> , 2022; HARSHINNI <i>et al.</i> , 2023; JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020; KULATILAKE <i>et al.</i> , 2022; LIAKOPOULOS <i>et al.</i> , 2021; NAVEEN <i>et al.</i> , 2023; ROY <i>et al.</i> , 2022; VARSHA; SRI; ANUVIDHYA, 2023)	FER2013

Os estudos revisados nesta análise sistemática utilizaram uma ampla gama de conjuntos de dados, cada um adaptado a aspectos específicos da detecção de emoções e estados psicológicos. Os conjuntos de dados são cruciais para treinar e validar as técnicas empregadas nos sistemas afetivos inteligentes, garantindo que eles possam detectar e responder com precisão às emoções humanas em diversos contextos.

O conjunto de dados mais utilizado foi o **WESAD** (*Wearable Stress and Affect Detection*), citado em 10 estudos analisados (Tabela 2), que analisa sinais fisiológicos relacionados a estados de estresse e afeto. Este conjunto inclui dados como atividade eletrodérmica, frequência cardíaca, eletromiografia, respiração, temperatura corporal e aceleração tridimensional, registrados por dispositivos vestíveis no pulso e no peito de 15 participantes durante um estudo de laboratório. O WESAD é amplamente empregado em pesquisas focadas na detecção de estresse e reconhecimento de emoções, fornecendo uma base robusta para o desenvolvimento de sistemas de monitoramento de saúde mental e interação humano-computador.

Outro conjunto de dados proeminente é o **FER2013**, citado em 10 estudos analisados, obtido da plataforma Kaggle (Tabela 2), contendo 35.887 imagens rotuladas em 7 categorias emocionais (e.g., felicidade, raiva, surpresa). Ele é amplamente utilizado no reconhecimento de emoções faciais, especialmente para treinar redes neurais convolucionais (CNNs). O FER2013 é relevante para aplicações como sistemas automatizados de atendimento ao cliente e monitoramento de respostas emocionais em contextos educacionais. Contudo, sua natureza estática limita a aplicação em cenários dinâmicos do mundo real.

Além disso, alguns estudos optaram por criar conjuntos de dados personalizados adaptados às suas necessidades experimentais. Um exemplo é o estudo que coletou 974.564 instâncias de dados fisiológicos utilizando dispositivos como o Microsoft Band 2 para medir frequência cardíaca (HR) e resistência galvânica da pele (GSR) ao longo de até 10 dias de uso em ambientes do mundo real (DOBBINS; FAIRCLOUGH *et al.*, 2018). Embora esses conjuntos de dados possam capturar cenários específicos do cotidiano, a falta de padronização representa um desafio significativo para a replicação e comparação de resultados.

3.4.2 Recursos Tecnológicos Empregados

Os recursos tecnológicos utilizados para coletar os dados incluíram uma variedade de sensores e dispositivos. **Sensores de EEG** foram frequentemente empregados para medir a atividade cerebral associada a estados emocionais (ALTHOBAITI *et al.*, 2019; LIU, L. *et al.*, 2022; SHRARA *et al.*, 2023), enquanto **sensores de condutância da pele** monitoraram alterações na atividade das glândulas sudoríparas (WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2020), indicativas de excitação emocional. Essas ferramentas são valiosas em aplicações como o gerenciamento de estresse.

Além disso, **câmeras para análise de expressões faciais** foram amplamente utilizadas em estudos baseados em dados visuais (MANINGO *et al.*, 2020; NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020; XU; WU; LIU, 2022), como o FER2013. Quando combinadas com sensores fisiológicos, análise vocal e análise textual, essas abordagens multimodais permitiram uma detecção de emoções mais precisa e robusta (DHARMAGUNARATHNA *et al.*, 2023; JAYASURIYA *et al.*, 2023; AGGARWAL *et al.*, 2023).

3.4.3 Discussão

Embora os estudos revisados demonstrem avanços no uso de dados e recursos, algumas limitações permanecem evidentes. Conjuntos de dados estáticos, como o FER2013, não capturam adequadamente a dinâmica das emoções em cenários reais. Dados personalizados, por sua vez, sofrem com a falta de padronização, dificultando a replicação e o compartilhamento. De modo geral, a integração de múltiplas fontes de dados e o uso de abordagens multimodais representam um avanço promissor, mas destacam a necessidade de maior padronização e desenvolvimento de conjuntos de dados dinâmicos para aplicações no mundo real.

3.5 RESPOSTA A QP5

QP5 - Quais as técnicas de inteligência artificial foram encontradas e quais métricas foram utilizadas?

Esta análise foi aplicada apenas aos artigos de periódicos. Portanto foram incluídos na respostas, dados extraídos dos 32 artigos publicados em periódicos revisados por pares selecionados para o estudo. Esta limitação foi atribuída porque em muitos artigos de conferências não foram encontradas todas as informações necessárias para esta resposta.

Para facilitar a compreensão foi incluído uma Tabela de Acrônimos, localizada no Apêndice C.

3.5.1 Algoritmos Mais Utilizados

Os artigos revisados indicam um claro predomínio de algoritmos clássicos de inteligência artificial para a detecção de estados emocionais e estresse. Os algoritmos k-NN (*K-Nearest Neighbors*) (Artigos 1, 3, 4, 5, 6, 12 e 31 da Tabela 3) e SVM (*Support Vector Machine*) (Artigos 1, 5, 11, 14, 15, 20 e 31 da Tabela 3) foram os mais recorrentes, ambos aparecendo em sete artigos. Estes algoritmos são conhecidos por sua simplicidade e efetividade, são comumente aplicados em contextos onde os dados possuem alta dimensionalidade, como em análise de sinais fisiológicos e e sinais de EEG.

Random Forest foi o segundo mais frequente (Artigos 11, 15, 21, 30, 31 e 32 da Tabela 3), utilizado em seis estudos. Este algoritmo foi aplicado em tarefas envolvendo dados textuais e sinais fisiológicos. Também se destacou o uso de redes neurais, como CNN (*Convolutional Neural Networks*), presentes em cinco artigos (Artigos 14, 15, 16, 17 e 19 da Tabela 3), principalmente para análise de sinais fisiológicos, especialmente quando vários sinais são analisados simultaneamente, e em imagens. As redes do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*) foi utilizado em três artigos (Artigos 1, 7 e 15 da Tabela 3), aplicado principalmente em dados de voz e sinais fisiológicos.

Tabela 3 – Extração dos dados para as respostas da QP5

N	Referência	Tipo de Dados	Deteção	Algoritmo
1	(BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013)	Voz	Estresse	MLP, SVM, k-NN
2	(SANTOS <i>et al.</i> , 2016)	Sinais Fisiológicos	Estresse	Rule-based
3	(ALTHOBAITI <i>et al.</i> , 2019)	Sinais Fisiológicos	Excitação, Valência	DT, LDA, LSVM, SVM-RBF, k-NN
4	(LIU; JIANG, 2019)	Sinais Fisiológicos	Emoções	k-NN, PSO
5	(GOLGOUNEH; TAR-VIRDIZADEH, 2020)	Sinais Fisiológicos	Estresse	ANN, ANFIS, SVR, SVM, k-NN
6	(BOJANIĆ; DELIĆ; KARPOV, 2020)	Voz	Emoções	LDA, k-NN
7	(DZIEŻYC <i>et al.</i> , 2020)	Sinais Fisiológicos	Emoções, Estresse	CNN-LSTM, Encoder, FCN, MCDCNN, MLP, MLP-LSTM, Resnet, Stresnet, TPE, TPEFCN, Time-CNN
8	(UDDIN; NILSSON, 2020)	Voz, MFCC	Emoções	NSL
9	(JOSHI; GHONGADE, 2020)	Sinais Fisiológicos	Emoções	BiLSTM
10	(TAYLOR <i>et al.</i> , 2020)	Texto, Fisiologia, Dados de smartphones, Dados meteorológicos	Humor, Estresse	HBLR, MTMKL, MTL
11	(AUGSBURGER; GALATZER-LEVY, 2020)	Texto	TEPT	Boosted Trees, CART, Neural Networks, RF, SVM
12	(ROMANISZYN-KANIA <i>et al.</i> , 2021)	Sinais Fisiológicos	Emoções	JMI, PCA, k-NN
13	(GIUNTINI <i>et al.</i> , 2021)	Texto	Emoções	PrefixSpan
14	(JIANG <i>et al.</i> , 2022)	Sinais Fisiológicos	Estresse	CNN, CondConv, Matching Network, SNN, SVM
15	(ABRAMOV <i>et al.</i> , 2022)	Voz e logs do Jogo	Emoções	CNN, LSTM, MLP, RF, SVM
16	(QAZI <i>et al.</i> , 2022)	Imagem	Emoções	CNN
17	(KUMAR; SHARMA; SHARMA, 2022)	Sinais Fisiológicos	Emoções	ResNet50, CNN
18	(XU; WU; LIU, 2022)	Vídeo, Áudio, e Características Faciais	Estresse, Ansiedade, Depressão	DNN, Ensemble Learning, Transfer Learning

19	(NITA <i>et al.</i> , 2022)	Sinais Fisiológicos	Emoções	CNN
20	(PRASETIO; WIDASARI; BACHTIAR, 2022)	Face	Estresse	SVM, Tree Algorithm
21	(MUHAMMAD; AL-AHMADI, 2022)	Sinais Fisiológicos	Ansiedade	FFT, RF
22	(GHOSH; EKBAL; BHATTACHARYYA, 2022)	Texto	Depressão	Deep Multimodal Multi-task System
23	(ALEMU <i>et al.</i> , 2023)	Voz	Emoções	GMM, RNN-LSTM
24	(MOU <i>et al.</i> , 2023)	Rastreamento dos Olhos, Dados do Veículo, Informações do Ambiente	Dominância, Excitação, Valência	ConvLSTM, Hybrid Attention Mechanism
25	(VASILE <i>et al.</i> , 2023)	Sinais Fisiológicos	Estresse	DNN
26	(WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2020)	Sinais Fisiológicos	Excitação	Bayesian Filtering, Point Process State-Space Model
27	(OH <i>et al.</i> , 2023)	Voz	Depressão	XGBoost
28	(IMMANUEL, 2023)	Sinais Fisiológicos	Dominância, Excitação, Valência	DCNNER
29	(OSIPOV <i>et al.</i> , 2023)	Sinais Fisiológicos	Pânico	F2D-CapsNetF
30	(JYOTSNA <i>et al.</i> , 2023)	Sinais Fisiológicos	Estresse	LSTM, RF
31	(ZHU; SPACHOS; NG <i>et al.</i> , 2023)	Sinais Fisiológicos	Estresse	k-NN, Logistic Regression, Naive Bayes, RF, SVM
32	(RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023)	Sinais Fisiológicos	Estresse	AdaBoost, RF, SELF-CARE

3.5.2 Desempenho dos Algoritmos Encontrados

A eficácia dos algoritmos de inteligência artificial aplicados à detecção de estados emocionais depende de como eles lidam com diferentes tipos de dados e de quais métricas são utilizadas para avaliar o seu desempenho. A análise focou nos melhores resultados obtidos para diferentes tarefas, destacando a relação entre os tipos de dados, os algoritmos utilizados e os respectivos desempenhos alcançados.

No artigo de (ALTHOBAITI *et al.*, 2019), o teste realizado mostrou que o melhor algoritmo para medir valência foi o *1-Nearest Neighbor* (1NN) utilizando características EEG-PSDavg (potência espectral média dos sinais EEG) chegando a uma acurácia de 90,35%, enquanto para medir excitação, o melhor desempenho foi obtido com LDA (*Linear*

Discriminant Analysis) utilizando EEG-MFCC (*Mel-Frequency Cepstral Coefficients*), alcançando 70.18% de acurácia. Os resultados evidenciam que diferentes estados emocionais, como valência e excitação, apresentam características distintas que exigem abordagens específicas e algoritmos adaptados às particularidades dos dados., dependendo das características específicas dos dados. De forma semelhante, o artigo de (MOU *et al.*, 2023) utilizou um algoritmo híbrido ConvLSTM-CSA (*attention mechanism*) e alcançou uma acurácia de 97% na detecção de valência, excitação e dominância. Esses resultados reforçam a superioridade dos algoritmos híbridos quando aplicados a problemas que envolvem múltiplas dimensões emocionais e dados heterogêneos.

No artigo (JIANG *et al.*, 2022), a SVM com o método Fisher alcançou uma acurácia de 86,73%, enquanto a CNN obteve 98,92%, destacando o potencial de redes profundas para capturar padrões complexos em sinais fisiológicos. Comparando esses resultados com o artigo (RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023), que utilizou o *framework* SELF-CARE com Random Forest e AdaBoost, atingindo 94% de acurácia, vemos que algoritmos mais simples podem oferecer um desempenho competitivo, mas com um custo computacional significativamente menor. As CNNs, embora ofereçam uma acurácia superior, exigem mais recursos computacionais, tornando sua implementação mais desafiadora em dispositivos vestíveis, que possuem limitações de processamento e energia. Portanto, a escolha do algoritmo deve considerar o equilíbrio entre desempenho e viabilidade computacional, especialmente em contextos práticos, como o monitoramento contínuo do estresse.

No artigo (BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013), é apresentado um *framework* para suporte afetivo em ambientes educacionais inteligentes chamado AICARP v2. Esse *framework* se diferencia por não utilizar inteligência artificial baseada em aprendizado de máquina, mas sim um sistema rule-based, onde regras explícitas são usadas para detectar estados emocionais e atuar de acordo com as situações detectadas. O sistema utiliza sensores para identificar situações de estresse e, quando estas são identificadas, intervém de forma predefinida, oferecendo suporte como mudanças de iluminação, som ou vibração para ajudar o aluno a relaxar. Essa abordagem baseada em regras, embora menos flexível e adaptativa do que os métodos de aprendizado profundo, tem a vantagem de ser menos computacionalmente exigente, sendo uma alternativa adequada para contextos em que simplicidade e baixo custo computacional são preferidos.

Diante de todas as análises apresentadas, fica claro que não há um único algoritmo que seja universalmente superior em todos os contextos de detecção emocional. Cada abordagem apresenta vantagens específicas dependendo do tipo de dado e do ambiente de aplicação. Enquanto métodos mais complexos, como CNNs e arquiteturas híbridas, oferecem alta precisão, eles também trazem desafios em termos de viabilidade prática devido ao custo computacional. Por outro lado, abordagens baseadas em regras e algoritmos clássicos, como Random Forest e SVM, conseguem alcançar um bom desempenho em situações que exigem simplicidade e eficiência, especialmente em dispositivos vestíveis.

Assim, a escolha do método mais adequado deve sempre considerar o equilíbrio entre precisão, custo computacional e a natureza específica do problema a ser resolvido.

3.5.3 Métodos Híbridos e Combinação de Algoritmos

Os métodos híbridos identificados nos estudos, como CNN-LSTM, MLP-LSTM, e RNN-LSTM, foram escolhidos principalmente pela necessidade de capturar características complexas dos dados que envolvem tanto aspectos espaciais quanto temporais. O uso desses métodos se justificou em situações onde os sinais fisiológicos, séries temporais ou dados multimodais necessitavam de uma análise mais profunda. Enquanto a CNN, MLP e RNN resolvem as questões relacionadas às características espaciais e estruturais dos dados, a LSTM foca especificamente na relação temporal desses dados, permitindo uma análise abrangente e integrada dos aspectos tanto estáticos quanto dinâmicos.

Por exemplo, no artigo de (DZIEŻYC *et al.*, 2020), a combinação CNN-LSTM foi utilizada para analisar sinais fisiológicos, onde a CNN foi responsável por capturar padrões espaciais complexos enquanto a LSTM identificava dependências temporais. Este modelo foi particularmente eficaz em lidar com dados de múltiplos sinais, onde a inter-relação ao longo do tempo é crucial para a detecção precisa dos estados emocionais. Já o artigo de (MOU *et al.*, 2023) utilizou ConvLSTM e um mecanismo de atenção híbrida para analisar dados de rastreamento ocular e informações contextuais do ambiente, o que garantiu uma melhor captura de padrões em dados que apresentam características dinâmicas e interdependentes. Essa abordagem proporcionou uma maior precisão e robustez ao lidar com a natureza variada dos dados.

Além disso, o artigo de (ALEMU *et al.*, 2023) aplicou RNN-LSTM para a seleção de quadros relevantes em dados de áudio, demonstrando como a LSTM é capaz de extrair partes significativas do sinal, melhorando a acurácia da detecção de emoções. A escolha dos métodos híbridos não apenas melhorou o desempenho dos modelos, mas também se mostrou essencial para lidar com dados onde a dimensão temporal desempenha um papel fundamental na correta identificação dos estados emocionais.

No entanto, algumas limitações dos métodos híbridos também foram mencionadas, como o aumento da complexidade computacional e a dificuldade de implementação em dispositivos com recursos limitados, como dispositivos vestíveis. Assim, embora os métodos híbridos ofereçam benefícios significativos em termos de precisão e robustez, é importante considerar o custo computacional e a viabilidade de implementação para cada aplicação específica.

3.5.4 Framework para Vestíveis: SELF-CARE

Um destaque especial é o artigo que apresenta o *framework* SELF-CARE, desenvolvido para monitoramento afetivo em dispositivos vestíveis (RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023). Este *framework* utiliza uma combinação dos algoritmos AdaBoost e

Random Forest para a detecção de estresse, utilizando dados do *dataset WESAD*, que inclui medições dos sensores RespiBAN e Empatica E4. Essa escolha de algoritmos permite combinar a robustez do Random Forest na classificação de padrões complexos com a capacidade do AdaBoost de reduzir erros, resultando em um modelo mais preciso e adaptável ao uso em dispositivos vestíveis.

O *Framework* foi projetado para ser aplicado em ambientes cotidianos, como o domínio da saúde pessoal e auto-monitoramento, utilizando sensores como ECG e Eletrodos de Atividade Galvânica. O SELF-CARE alcançou resultados promissores ao combinar o uso de redes neurais convolucionais e algoritmos de aprendizagem em conjunto, oferecendo uma precisão de 94,12% na detecção de estresse em sensores de pulso e 93,68% em sensores de peito, o que demonstra a eficácia do *framework* na detecção de estados emocionais e intervenções personalizadas.

Essa abordagem demonstrou ser uma excelente opção para o desenvolvimento de vestíveis, pois alia robustez, adaptabilidade e capacidade de integrar múltiplas fontes de dados fisiológicos. Assim, o SELF-CARE pode ser considerado uma referência valiosa para pesquisadores e desenvolvedores interessados em criar soluções de monitoramento afetivo que sejam precisas e viáveis para o uso em dispositivos vestíveis.

3.5.5 Discussão

A análise dos 32 artigos revela uma tendência crescente no uso de métodos de *deep learning* e técnicas híbridas para a detecção de estados emocionais. Os algoritmos clássicos como k-NN e SVM continuam populares devido à sua simplicidade e boa performance em certos contextos. No entanto, a combinação de algoritmos e o uso de redes neurais mais profundas estão ganhando espaço pela capacidade de lidar com dados complexos e multimodais, oferecendo melhores índices de precisão e aplicações mais versáteis.

Além disso, alguns desafios importantes ainda precisam ser abordados. A complexidade computacional dos métodos híbridos, por exemplo, representa uma barreira significativa, especialmente em aplicações que requerem eficiência energética, como em dispositivos vestíveis. A necessidade de hardware mais potente e o consumo de energia podem limitar a adoção dessas técnicas em ambientes reais.

4 CONCLUSÃO

O objetivo principal desta pesquisa foi investigar como a computação afetiva está sendo aplicada em diferentes contextos e os impactos que ela gera na vida dos usuários, principalmente na área da saúde. Através de uma revisão sistemática da literatura, analisando quatro bases de dados qualificadas foi possível responder as questões de interesse da pesquisa. Foram identificadas diversas áreas de atuação dos 106 estudos analisados, dando destaque para aplicação de sistemas inteligentes afetivos e suas implicações nas áreas de saúde mental, bem-estar pessoal e privacidade. Muitos estudos são focados na validação de algoritmos para detectar estados emocionais, o que, embora possa contribuir indiretamente para efeitos sociais futuros, ainda carece de uma conexão mais clara com aplicações práticas que possam beneficiar a sociedade. Ainda existem poucos registros sobre os impactos sociais do reconhecimento de emoções, apesar do surgimento da regulamentação europeia sobre IA que afeta este tipo de sistema, restringindo sua área de atuação.

Por outro lado, algumas pesquisas destacaram aplicações promissoras, como o uso de sistemas para personalizar a experiência do usuário com base em seu estado emocional e ferramentas para monitorar e gerenciar a saúde mental, como diários emocionais e assistentes virtuais. Essas abordagens demonstram o potencial da computação afetiva para melhorar a qualidade de vida, proporcionando percepções sobre o estado emocional dos indivíduos e ajudando-os a gerenciar melhor suas emoções em contextos pessoais e profissionais.

Para finalizar, é essencial que futuras pesquisas integrem mais diretamente questões éticas e a privacidade no desenvolvimento dessas tecnologias, garantindo a segurança dos dados sensíveis dos usuários, uma vez que no Brasil o uso de dados tem sido regulado pela LGPD. As discussões sobre criptografia, anonimização de dados e o uso de tecnologias avançadas como *blockchain* são passos importantes, mas ainda insuficientes em muitos estudos. Deixando claro, que existem lacunas importantes a serem exploradas na computação afetiva e sistemas inteligentes.

5 APÊNDICE

APÊNDICE A - TABELA DE REFERÊNCIAS DA QP1

Tabela 4 – Esta tabela organiza as referências utilizadas na análise das áreas de aplicação discutidas na Seção 3.1. Cada estudo foi classificado em uma ou mais categorias de acordo com sua abordagem principal

Referência	Áreas de Aplicação
(DHANASEKAR <i>et al.</i> , 2021; MADHAVIKATAMANENI <i>et al.</i> , 2022; NITA <i>et al.</i> , 2022; MANINGO <i>et al.</i> , 2020; ROMANISZYN-KANIA <i>et al.</i> , 2021; ROVINSKA; KHAN, 2022; DHARMAGUNARATHNA <i>et al.</i> , 2023; DEEPA <i>et al.</i> , 2022; ABRA-MOV <i>et al.</i> , 2022; SHUBHANGI; GADGAY; NAGARATNAMMA, 2023; SHRARA <i>et al.</i> , 2023; GUMELAR <i>et al.</i> , 2021; BOJANIĆ; DELIĆ; KARPOV, 2020; DZI-EŻYC <i>et al.</i> , 2020; LIAKOPOULOS <i>et al.</i> , 2021; IMMANUEL, 2023; ALEMU <i>et al.</i> , 2023; KHAN; LAW, 2016; GHOSH; SAHU <i>et al.</i> , 2019; DOBBINS; FAIRCLOUGH, 2018a; MAHDI <i>et al.</i> , 2022; KIRIDENA <i>et al.</i> , 2023; AGGARWAL <i>et al.</i> , 2023; QAZI <i>et al.</i> , 2022; AHAMED; JABEZ; PRITHIVIRAJ, 2023; BALIGA <i>et al.</i> , 2023; AN-TONIO <i>et al.</i> , 2022; UDDIN; NILSSON, 2020; VUPPALAPATI <i>et al.</i> , 2019; RAO; ASHWINI; AKSHATHA, 2021; ZENONOS <i>et al.</i> , 2016; RUANGDIT <i>et al.</i> , 2023; DAS <i>et al.</i> , 2023; KUMAR; SHARMA; SHARMA, 2022; NAVEEN <i>et al.</i> , 2023; JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020; LIMBACHIA <i>et al.</i> , 2023; ROSHANI <i>et al.</i> , 2023; CACCIATORI <i>et al.</i> , 2023; JOSHI; GHONGADE, 2020; LIU; JIANG, 2019; RISHITHA <i>et al.</i> , 2023; GUPTA <i>et al.</i> , 2022; MAJUMDER <i>et al.</i> , 2019; MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021; BHATTACHARYA; ISLAM; SHAHNAWAZ, 2022; PAJONG <i>et al.</i> , 2023; GIUNTINI <i>et al.</i> , 2021; ALDRICH <i>et al.</i> , 2023)	Emoções
(DZIEŻYC <i>et al.</i> , 2020; LIAKOPOULOS <i>et al.</i> , 2021; KIRIDENA <i>et al.</i> , 2023; LIM-BACHIA <i>et al.</i> , 2023; ROSHANI <i>et al.</i> , 2023; HARSHINNI <i>et al.</i> , 2023; DOBBINS; FAIRCLOUGH <i>et al.</i> , 2018; XU; WU; LIU, 2022; NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020; GEETHA <i>et al.</i> , 2023; LIU, L. <i>et al.</i> , 2022; JIANG <i>et al.</i> , 2022; PRASETIO; WIDASARI; BACHTIAR, 2022; VARSHA; SRI; ANUVIDHYA, 2023; SANTOS <i>et al.</i> , 2016; LIU, J. <i>et al.</i> , 2023; BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013; PRASANALAKSHMI; KUMAR, 2022; DOBBINS; FAIRCLOUGH, 2018b; HOSSEINI <i>et al.</i> , 2023; GOL-GOUNEH; TARVIRDIZADEH, 2020; MING <i>et al.</i> , 2023; RASHID; CHEN <i>et al.</i> , 2021; ROY <i>et al.</i> , 2022; SAPUTRA; NAFIYAH, 2022; PATEL; NARIANI; RAI, 2023; RAJKUMAR <i>et al.</i> , 2023; SETHI <i>et al.</i> , 2023; ZHU; SPACHOS; GREGORI, 2022; PRAJOD; ANDRÉ, 2022; MUMMADI <i>et al.</i> , 2023; TAYLOR <i>et al.</i> , 2020; JYOTSNA <i>et al.</i> , 2023; BOUSEFSAF; MAAOUI; PRUSKI, 2013; ABRAAR <i>et al.</i> , 2022; ZHU; SPACHOS; NG <i>et al.</i> , 2023; RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023; PANGANIBAN; LEON, 2021; VASILE <i>et al.</i> , 2023)	Estresse
(KIRIDENA <i>et al.</i> , 2023; JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020; GUPTA <i>et al.</i> , 2022; XU; WU; LIU, 2022; NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020; ANIS; SINGH; SAXENA, 2023; KUCHIBHOTLA <i>et al.</i> , 2023; OH <i>et al.</i> , 2023; MARÍN-MORALES <i>et al.</i> , 2023; KULATILAKE <i>et al.</i> , 2022; GHOSH; EKBAL; BHATTACHARYYA, 2022)	Depressão
(MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021; HOSSEINI <i>et al.</i> , 2023; WICKRAMA-SURIYA; FAGHIIH, 2020; SUBATHRA; MALARVIZHI, 2023; CHENG <i>et al.</i> , 2013; ZITOUNI <i>et al.</i> , 2021; MOU <i>et al.</i> , 2023; ALTHOBAITI <i>et al.</i> , 2019; IMMANUEL, 2023; HAMIEH <i>et al.</i> , 2021)	Estados Emocionais (excitação e valência)

(KIRIDENA <i>et al.</i> , 2023; XU; WU; LIU, 2022; NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020; MUHAMMAD; AL-AHMADI, 2022; SUNDARAVADIVEL; GOYAL; TAMIL, 2020)	Ansiedade
(GHOSH; SAHU <i>et al.</i> , 2019; TAYLOR <i>et al.</i> , 2020; ABRAAR <i>et al.</i> , 2022; KULATI-LAKE <i>et al.</i> , 2022; JAYASURIYA <i>et al.</i> , 2023; AUGSBURGER; GALATZER-LEVY, 2020; WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2017; BACCHINI <i>et al.</i> , 2014; LEFTER <i>et al.</i> , 2015; OSIPOV <i>et al.</i> , 2023; INDORIA <i>et al.</i> , 2023)	Outros

APÊNDICE B - TABELA DE REFERÊNCIAS DA QP3

Tabela 5 – Esta tabela organiza as referências utilizadas na análise das estratégias de segurança e privacidade discutidas na Seção 3.3. Cada estudo foi classificado em uma ou mais categorias de acordo com sua abordagem principal

Referência	Categoria de Aplicação
(MADHAVIKATAMANENI <i>et al.</i> , 2022; NITA <i>et al.</i> , 2022; MANINGO <i>et al.</i> , 2020; ROVINSKA; KHAN, 2022; DEEPA <i>et al.</i> , 2022; ABRAMOV <i>et al.</i> , 2022; SHUBHANGI; GADGAY; NAGARATNAMMA, 2023; SHRARA <i>et al.</i> , 2023; GUMELAR <i>et al.</i> , 2021; BOJANIĆ; DELIĆ; KARPOV, 2020; DZIEŻYC <i>et al.</i> , 2020; LIAKOPOULOS <i>et al.</i> , 2021; KHAN; LAWO, 2016; GHOSH; SAHU <i>et al.</i> , 2019; DOBBINS; FAIRCLOUGH, 2018a; MAHDI <i>et al.</i> , 2022; AGGARWAL <i>et al.</i> , 2023; QAZI <i>et al.</i> , 2022; AHAMED; JABEZ; PRITHIVIRAJ, 2023; BALIGA <i>et al.</i> , 2023; UDDIN; NILSSON, 2020; VUPPALAPATI <i>et al.</i> , 2019; RAO; ASHWINI; AKSHATHA, 2021; ZENONOS <i>et al.</i> , 2016; RUANGDIT <i>et al.</i> , 2023; DAS <i>et al.</i> , 2023; KUMAR; SHARMA; SHARMA, 2022; NAVEEN <i>et al.</i> , 2023; JAIN; DASMOHAPATRA; CORREIA, 2020; MOTOGNA; LUPU-FLORIAN; LUPU, 2021; HARSHINNI <i>et al.</i> , 2023; NAYAK; PANDA; UTTARKABAT, 2020; GEETHA <i>et al.</i> , 2023; LIU, L. <i>et al.</i> , 2022; PRASETIO; WIDASARI; BACHTIAR, 2022; VARSHA; SRI; ANUVIDHYA, 2023; SANTOS <i>et al.</i> , 2016; PRASANALAKSHMI; KUMAR, 2022; HOSSEINI <i>et al.</i> , 2023; GOLGOUNEH; TARVIRDIZADEH, 2020; MING <i>et al.</i> , 2023; RASHID; CHEN <i>et al.</i> , 2021; ROY <i>et al.</i> , 2022; SAPUTRA; NAFIYAH, 2022; RAJKUMAR <i>et al.</i> , 2023; MUMMADI <i>et al.</i> , 2023; ZHU; SPACHOS; NG <i>et al.</i> , 2023; VASILE <i>et al.</i> , 2023; ANIS; SINGH; SAXENA, 2023; KUCHIBHOTLA <i>et al.</i> , 2023; WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2020; SUBATHRA; MALARVIZHI, 2023; CHENG <i>et al.</i> , 2013; ZITOUNI <i>et al.</i> , 2021; MOU <i>et al.</i> , 2023; IMMANUEL, 2023; HAMIEH <i>et al.</i> , 2021; MUHAMMAD; AL-AHMADI, 2022; SUNDARAVADIVEL; GOYAL; TAMIL, 2020; WICKRAMASURIYA; FAGHIH, 2017; BACCHINI <i>et al.</i> , 2014; LEFTER <i>et al.</i> , 2015)	Estudos que não trataram segurança/privacidade

(ROMANISZYN-KANIA <i>et al.</i> , 2021; DHARMAGUNARATHNA <i>et al.</i> , 2023; IMMANUEL, 2023; ALEMU <i>et al.</i> , 2023; ANTONIO <i>et al.</i> , 2022; ROSHANI <i>et al.</i> , 2023; CACCIATORI <i>et al.</i> , 2023; JOSHI; GHONGADE, 2020; LIU; JIANG, 2019; RISHITHA <i>et al.</i> , 2023; GUPTA <i>et al.</i> , 2022; MAJUMDER <i>et al.</i> , 2019; BHATTACHARYA; ISLAM; SHAHNAWAZ, 2022; PAJONG <i>et al.</i> , 2023; GIUNTINI <i>et al.</i> , 2021; ALDRICH <i>et al.</i> , 2023; DOBBINS; FAIRCLOUGH <i>et al.</i> , 2018; JIANG <i>et al.</i> , 2022; LIU, J. <i>et al.</i> , 2023; BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013; DOBBINS; FAIRCLOUGH <i>et al.</i> , 2018; PATEL; NARIANI; RAI, 2023; SETHI <i>et al.</i> , 2023; ZHU; SPACHOS; GREGORI, 2022; PRAJOD; ANDRÉ, 2022; TAYLOR <i>et al.</i> , 2020; JYOTSNA <i>et al.</i> , 2023; BOUSEFSAF; MAAOUI; PRUSKI, 2013; ABRAAR <i>et al.</i> , 2022; RASHID; MORTLOCK; FARUQUE, 2023; PANGANIBAN; LEON, 2021; OH <i>et al.</i> , 2023; MARÍN-MORALES <i>et al.</i> , 2023; KULATILAKE <i>et al.</i> , 2022; GHOSH; EKBAL; BHATTACHARYYA, 2022; ALTHOBAITI <i>et al.</i> , 2019; JAYASURIYA <i>et al.</i> , 2023; AUGSBURGER; GALATZER-LEVY, 2020; OSIPOV <i>et al.</i> , 2023; INDORIA <i>et al.</i> , 2023)	Diretrizes Éticas
(DHARMAGUNARATHNA <i>et al.</i> , 2023; IMMANUEL, 2023; LIU; JIANG, 2019; TAYLOR <i>et al.</i> , 2020; JAYASURIYA <i>et al.</i> , 2023)	Privacidade Protegida
(ALEMU <i>et al.</i> , 2023; XU; WU; LIU, 2022; LIU, J. <i>et al.</i> , 2023; ALTHOBAITI <i>et al.</i> , 2019)	Anonimização
(ALEMU <i>et al.</i> , 2023; LIU; JIANG, 2019; BROEK; SLUIS; DIJKSTRA, 2013; OH <i>et al.</i> , 2023)	Consentimento Informado
(DHANASEKAR <i>et al.</i> , 2021; LIMBACHIA <i>et al.</i> , 2023; XU; WU; LIU, 2022)	Criptografia
(KIRIDENA <i>et al.</i> , 2023)	Processamento Local
(JIANG <i>et al.</i> , 2022)	Blockchain

APÊNDICE C - TABELA DE ACRÔNIMOS

Tabela 6 – Tabela de Acrônimos

Sigla	Significado
AdaBoost	Boosting Adaptativo
ANN	Rede Neural Artificial
ANFIS	Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo
BiLSTM	Memória de Longo e Curto Prazo Bidirecional
CART	Árvores de Classificação e Regressão
CNN	Rede Neural Convolutacional
CondConv	Convolução Condicional
DCNNER	Rede Neural Convolutacional Profunda para Reconhecimento de Emoções
DNN	Rede Neural Profunda
DT	Árvore de Decisão
F2D-CapsNetF	Estrutura de Rede de Cápsulas de Feature-to-Decision
FCN	Rede Neural Totalmente Conectada
FFT	Transformada Rápida de Fourier
GMM	Modelo de Mistura Gaussiana
HBLR	Regressão Logística Bayesiana Hierárquica
JMI	Informação Mútua Conjunta
k-NN	k-Nearest Neighbors (k Vizinhos Mais Próximos)
LDA	Análise Discriminante Linear
LSVM	Máquina de Vetores de Suporte Linear
LSTM	Memória de Longo e Curto Prazo
MFCC	Coefficientes Cepstrais de Frequência de Mel
MLP	Perceptron Multicamadas
MTL	Aprendizado Multitarefa
MTMKL	Aprendizado de Kernel Múltiplo Multitarefa
NSL	Lógica de Estado Neural
PCA	Análise de Componentes Principais
PSO	Otimização por Enxame de Partículas
RF	Floresta Aleatória
RNN-LSTM	Rede Neural Recorrente - Memória de Longo e Curto Prazo
SELF-CARE	Sistema de Monitoramento Afetivo para Vestíveis
SNN	Rede Neural Siamesa
Stresnet	Rede Neural de Estresse
SVR	Regressão com Máquina de Vetores de Suporte
SVM	Máquina de Vetores de Suporte
SVM-RBF	Máquina de Vetores de Suporte com Kernel de Função Base Radial
TEPT	Transtorno de Estresse Pós-Traumático
Time-CNN	Rede Neural Convolutacional Temporal
TPE	Estimador de Parzen Estruturado em Árvore
TPEFCN	Rede Neural Totalmente Conectada com Estimador de Parzen Estruturado em Árvore
XGBoost	Boosting de Gradiente Extremo

REFERÊNCIAS

- ABRAAR, S. F.M. *et al.* SMART DIARY: Autonomous System for Daily Diary Creation and Prioritization of Daily Activities for Improved Well-Being Using Neural Networks and Machine Learning. *In: 4TH International Conference on Advancements in Computing, ICAC 2022 - Proceeding*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 78–83. DOI: 10.1109/ICAC57685.2022.10025129.
- ABRAMOV, Simon *et al.* Analysis of Video Game Players' Emotions and Team Performance: An Esports Tournament Case Study. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 26, p. 3597–3606, 8 ago. 2022. ISSN 21682208. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3119202.
- AGGARWAL, Vasu *et al.* Emotion Classification of Social Media Posts using Artificial Intelligence and Machine Learning. *In: PROCEEDINGS of International Conference on Computational Intelligence and Sustainable Engineering Solution, CISES 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 999–1004. DOI: 10.1109/CISES58720.2023.10183414.
- AHAMED, S. Shajith; JABEZ, J.; PRITHIVIRAJ, M. Emotion Detection using Speech and Face in Deep Learning. *In: INTERNATIONAL Conference on Sustainable Computing and Smart Systems, ICSCSS 2023 - Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 317–324. DOI: 10.1109/ICSCSS57650.2023.10169784.
- ALDRICH, Bernard *et al.* Translating Keystroke and Mouse Dynamics Data to Classify Human Mood. *In: PROCEEDINGS - 2023 5th International Conference on Transdisciplinary AI, TransAI 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 79–86. DOI: 10.1109/TransAI60598.2023.00023.
- ALEMU, Yared *et al.* Detecting Clinically Relevant Emotional Distress and Functional Impairment in Children and Adolescents: Protocol for an Automated Speech Analysis Algorithm Development Study. **JMIR Research Protocols**, JMIR Publications Inc., v. 12, 2023. ISSN 19290748. DOI: 10.2196/46970.
- ALTHOBAITI, Turke *et al.* Examining Human-Horse Interaction by Means of Affect Recognition via Physiological Signals. **IEEE Access**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 7, p. 77857–77867, 2019. ISSN 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2922037.
- ANIS, Yasmeen; SINGH, Kaptan; SAXENA, Amit. An Efficient Machine and Deep Learning Classification Technique for Depression Using EEG. *In: PROCEEDINGS - International Conference on Technological Advancements in Computational Sciences, ICTACS 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 404–408. DOI: 10.1109/ICTACS59847.2023.10390520.
- ANTONIO, Nicholas Jason *et al.* Emotion Recognition based on Heart Rate Detection using Logistic Regression for Automation Food Healing Application. *In: PROCEEDINGS - International Conference on Education and Technology, ICET*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers, 2022. P. 118–122. DOI: 10.1109/ICET56879.2022.9990056.
- AUGSBURGER, Mareike; GALATZER-LEVY, Isaac R. Utilization of machine learning to test the impact of cognitive processing and emotion recognition on the development of PTSD following trauma exposure. **BMC Psychiatry**, BioMed Central, v. 20, 1 jun. 2020. ISSN 1471244X. DOI: 10.1186/s12888-020-02728-4.
- BACCHINI, Pedro HF *et al.* Developing an affective Point-of-Care technology. *In: IEEE. 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Healthcare and e-health (CICARE)*. [S.l.: s.n.], 2014. P. 77–84. DOI: 10.1109/CICARE.2014.7007837.
- BALIGA, Shwetha *et al.* Emotion Recognition and Stress Reduction Based on Electroencephalograph (EEG) Signals validated by Machine Learning Algorithms. *In: INTERNATIONAL Conference on Smart Systems for Applications in Electrical Sciences, ICSSSES 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICSSSES58299.2023.10199291.
- BHATTACHARYA, Samayan; ISLAM, Asraful; SHAHNAWAZ, Sk. TEmoDec: Emotion Detection from Handwritten Text using Agglomerative Clustering. *In: 2022 1st International Conference on Artificial Intelligence Trends and Pattern Recognition, ICAITPR 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/ICAITPR51569.2022.9844210.
- BOJANIĆ, Milana; DELIĆ, Vlado; KARPOV, Alexey. Call redistribution for a call center based on speech emotion recognition. **Applied Sciences (Switzerland)**, MDPI AG, v. 10, 13 jul. 2020. ISSN 20763417. DOI: 10.3390/app10134653.
- BOUSEFSAF, Frederic; MAAOUI, Choubeila; PRUSKI, Alain. 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, PervasiveHealth 2013*. [S.l.: s.n.], 2013. P. 348–351. DOI: 10.4108/icst.pervasivehealth.2013.252181.
- BRASIL. **Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais**. [S.l.], 2018. Brasil. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2015-2018/2018/Lei/L13709.htm.
- BROEK, Egon L. Van Den; SLUIS, Frans Van Der; DIJKSTRA, Ton. Cross-validation of bimodal health-related stress assessment. **Personal and Ubiquitous Computing**, v. 17, p. 215–227, 2 fev. 2013. ISSN 16174909. DOI: 10.1007/s00779-011-0468-z.

- CACCIATORI, Fabio *et al.* On Developing Facial Stress Analysis and Expression Recognition Platform. *In: 2023 International Conference on Artificial Intelligence Science and Applications in Industry and Society, CAISATS 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/CAISATS59399.2023.10270491.
- CHENG, Jinkuang *et al.* A facial expression based continuous emotional state monitoring system with GPU acceleration. *In: 2013 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG)*. [S.l.: s.n.], 2013. P. 1–6. DOI: 10.1109/FG.2013.6553811.
- CIVITARESE, Cristiano Hauck. Inteligência artificial no sistema jurídico brasileiro: fato ou ficção? **Revista Processus de Estudos de Gestão, Jurídicos e Financeiros**, v. 15, n. 49, e491234–e491234, 2024.
- DAS, Saikat *et al.* IoT Based Framework Design for Automated Human Emotion Recognition. *In: 2023 2nd International Conference on Ambient Intelligence in Health Care, ICAIHC 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICAIHC59020.2023.10431467.
- DEEPA, R. N. Ashlin *et al.* An Innovative Emotion Recognition and Solution Recommendation Chatbot. *In: 8TH International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 1100–1105. DOI: 10.1109/ICACCS54159.2022.9785269.
- DHANASEKAR, Varshaa *et al.* A Chatbot to promote Students Mental Health through Emotion Recognition. *In: PROCEEDINGS of the 3rd International Conference on Inventive Research in Computing Applications, ICIRCA 2021*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., set. 2021. P. 1412–1416. DOI: 10.1109/ICIRCA51532.2021.9544838.
- DHARMAGUNARATHNA, Shan Joel *et al.* AI Powered Virtual Stress Management Assistant for IT Professionals. *In: ICAC 2023 - 5th International Conference on Advancements in Computing: Technological Innovation for a Sustainable Economy, Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 692–695. DOI: 10.1109/ICAC60630.2023.10417469.
- DOBBINS, Chelsea; FAIRCLOUGH, Stephen. Detecting negative emotions during real-life driving via dynamically labelled physiological data. *In: IEEE. 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*. [S.l.: s.n.], 2018. P. 830–835. DOI: 10.1109/PERCOMW.2018.8480369.
- _____. _____. *In: IEEE. 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*. [S.l.: s.n.], 2018. P. 830–835. DOI: 10.1109/PERCOMW.2018.8480369.
- DOBBINS, Chelsea; FAIRCLOUGH, Stephen *et al.* A Lifelogging Platform Towards Detecting Negative Emotions in Everyday Life using Wearable Devices. *In: 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*. [S.l.: s.n.], 2018. P. 306–311. DOI: 10.1109/PERCOMW.2018.8480180.
- DZIEŻYC, Maciej *et al.* Can we ditch feature engineering? End-to-end deep learning for affect recognition from physiological sensor data. **Sensors (Switzerland)**, MDPI AG, v. 20, p. 1–21, 22 nov. 2020. ISSN 14248220. DOI: 10.3390/s20226535.
- GEETHA, R. *et al.* A Novel Deep Learning based Stress Analysis and Detection Scheme using Characteristic Data. *In: PROCEEDINGS of 8th IEEE International Conference on Science, Technology, Engineering and Mathematics, ICONSTEM 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICONSTEM56934.2023.10142592.
- GHOSH, Soumitra; EKBAL, Asif; BHATTACHARYYA, Pushpak. What Does Your Bio Say? Inferring Twitter Users' Depression Status From Multimodal Profile Information Using Deep Learning. **IEEE Transactions on Computational Social Systems**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 9, p. 1484–1494, 5 out. 2022. ISSN 2329924X. DOI: 10.1109/TCSS.2021.3116242.
- GHOSH, Surjya; SAHU, Sumit *et al.* EmoKey: An emotion-aware smartphone keyboard for mental health monitoring. *In: IEEE. 2019 11th international conference on communication systems & networks (COMSNETS)*. [S.l.: s.n.], 2019. P. 496–499. DOI: 10.1109/COMSNETS.2019.8711078.
- GIUNTINI, Felipe Taliar *et al.* Tracing the Emotional Roadmap of Depressive Users on Social Media through Sequential Pattern Mining. **IEEE Access**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 9, p. 97621–97635, 2021. ISSN 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3095759.
- GOLGOUNEH, Alireza; TARVIRDIZADEH, Bahram. Fabrication of a portable device for stress monitoring using wearable sensors and soft computing algorithms. **Neural Computing and Applications**, Springer, v. 32, p. 7515–7537, 11 jun. 2020. ISSN 14333058. DOI: 10.1007/s00521-019-04278-7.
- GUMELAR, Agustinus Bimo *et al.* BiLSTM-CNN Hyperparameter Optimization for Speech Emotion and Stress Recognition. *In: INTERNATIONAL Electronics Symposium 2021: Wireless Technologies and Intelligent Systems for Better Human Lives, IES 2021 - Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., set. 2021. P. 156–161. DOI: 10.1109/IES53407.2021.9594024.
- GUPTA, Anya *et al.* REDE - Detecting human emotions using CNN and RASA. *In: 2022 International Conference for Advancement in Technology, ICONAT 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/ICONAT53423.2022.9726090.

- HAMIEH, Salam *et al.* Multi-modal Fusion for Continuous Emotion Recognition by Using Auto-Encoders. *In: PROCEEDINGS of the 2nd on Multimodal Sentiment Analysis Challenge*. Virtual Event, China: Association for Computing Machinery, 2021. (MuSe '21). P. 21–27. ISBN 9781450386784. DOI: 10.1145/3475957.3484455. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/3475957.3484455>.
- HARSHINNI, M. *et al.* A Deep Learning Approach for Human Stress Detection using Haar-Cascade Algorithm. *In: 7TH International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2023 - Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 1122–1126. DOI: 10.1109/ICOEI56765.2023.10125604.
- HOSSEINI, Elahe *et al.* Emotion and Stress Recognition Utilizing Galvanic Skin Response and Wearable Technology: A Real-time Approach for Mental Health Care. *In: PROCEEDINGS - 2023 2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 1125–1131. DOI: 10.1109/BIBM58861.2023.10386049.
- IMMANUEL, Rajeswari Rajesh. IDENTIFYING DIFFERENT EMOTIONS OF HUMAN USING EEG SIGNALS USING DEEP LEARNING TECHNIQUES. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, v. 101, 18 2023. ISSN 1817-3195. Disponível em: www.jatit.org.
- INDORIA, Devadutta *et al.* Utilizing Sentiment Analysis for Assessing Suicidal Risk in Personal Journal Entries. *In: PROCEEDINGS - 2023 3rd International Conference on Innovative Sustainable Computational Technologies, CISCT 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/CISCT57197.2023.10351354.
- JAIN, Manav Pradeep; DASMOHAPATRA, Soumyaprakash Sribash; CORREIA, Stevina. Mental health state detection using open CV and sentimental analysis. *In: PROCEEDINGS of the 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2020*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., dez. 2020. P. 465–470. DOI: 10.1109/ICISS49785.2020.9315984.
- JAYASURIYA, Amantha *et al.* AI-Based Psychology Experts Centralized Support Platform for Post Traumatic Stress Disorder. *In: ICAC 2023 - 5th International Conference on Advancements in Computing: Technological Innovation for a Sustainable Economy, Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 561–566. DOI: 10.1109/ICAC60630.2023.10417685.
- JIANG, Shiyi *et al.* A Resilient and Hierarchical IoT-Based Solution for Stress Monitoring in Everyday Settings. **IEEE Internet of Things Journal**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 9, p. 10224–10243, 12 jun. 2022. ISSN 23274662. DOI: 10.1109/JIOT.2021.3122015.
- JOSHI, Vaishali M.; GHONGADE, Rajesh B. Optimal number of electrode selection for EEG based emotion recognition using linear formulation of differential entropy. **Biomedical and Pharmacology Journal**, Oriental Scientific Publishing Company, v. 13, p. 645–653, 2 mar. 2020. ISSN 24562610. DOI: 10.13005/BPJ/1928.
- JYOTSNA, C. *et al.* PredictEYE: Personalized Time Series Model for Mental State Prediction Using Eye Tracking. **IEEE Access**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 11, p. 128383–128409, 2023. ISSN 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3332762.
- KHAN, Ali Mehmood; LAWO, Michael. Developing a system for recognizing the emotional states using physiological devices. *In: PROCEEDINGS - 12th International Conference on Intelligent Environments, IE 2016*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., out. 2016. P. 48–53. DOI: 10.1109/IE.2016.16.
- KIRIDENA, Ishini *et al.* Emotion and Mentality Monitoring Assistant (EMMA). *In: PROCEEDINGS of the 8th International Conference on Communication and Electronics Systems, ICCES 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 1572–1579. DOI: 10.1109/ICCES57224.2023.10192751.
- KUCHIBHOTLA, Swarna *et al.* Depression Detection from Speech Emotions using MFCC based Recurrent Neural Network. *In: VITECON 2023 - 2nd IEEE International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking Technologies, Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ViTECoN58111.2023.10157779.
- KULATILAKE, T. T. *et al.* PRODEP: Smart Social Media Procrastination and Depression Tracker. *In: 2022 17th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization, SMAP 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/SMAP56125.2022.9941896.
- KUMAR, Akshi; SHARMA, Kapil; SHARMA, Aditi. MEMoR: A Multimodal Emotion Recognition using affective biomarkers for smart prediction of emotional health for people analytics in smart industries. **Image and Vision Computing**, Elsevier Ltd, v. 123, jul. 2022. ISSN 02628856. DOI: 10.1016/j.imavis.2022.104483.
- LEFTER, Iulia *et al.* Cross-corpus analysis for acoustic recognition of negative interactions. *In: IEEE. 2015 International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*. [S.l.: s.n.], 2015. P. 132–138. DOI: 10.1109/ACII.2015.7344562.
- LIAKOPOULOS, Leonidas *et al.* CNN-based stress and emotion recognition in ambulatory settings. *In: IISA 2021 - 12th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., jul. 2021. DOI: 10.1109/IISA52424.2021.9555508.

- LIMBACHIA, Janak *et al.* MOODIFY: Tailored, Personal and Multifaceted AI Assistant for Young Adult Mental Health Issues. *In: 2023 6th IEEE International Conference on Advances in Science and Technology, ICAST 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 106–110. DOI: 10.1109/ICAST59062.2023.10455044.
- LIU, Jiyao *et al.* Context-Aware EEG-Based Perceived Stress Recognition based on Emotion Transition Paradigm. *In: 2023 11th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos, ACIIW 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ACIIW59127.2023.10388140.
- LIU, Li *et al.* A Novel Stress State Assessment Method for College Students Based on EEG. **Computational Intelligence and Neuroscience**, Hindawi Limited, v. 2022, 2022. ISSN 16875273. DOI: 10.1155/2022/4565968.
- LIU, Yuanguo; JIANG, Chi. Recognition of Shooter's Emotions under Stress Based on Affective Computing. **IEEE Access**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 7, p. 62338–62343, 2019. ISSN 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2916147.
- MADHAVIKATAMANENI *et al.* A Healthcare System for detecting Stress from ECG signals and improving the human emotional. *In: 2022 International Conference on Advanced Computing Technologies and Applications, ICACTA 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/ICACTA54488.2022.9753564.
- MAHDI, Ali *et al.* EmoGo: A Smart Wearable IoT System for Human Emotion Detection. *In: PROCEEDINGS of the 2022 14th Annual Undergraduate Research Conference on "ICT for Resilient and Sustainable Infrastructure", URC 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/URC58160.2022.10054216.
- MAJUMDER, Akm Jahangir Alam *et al.* SEmoD: A personalized emotion detection using a smart holistic embedded IoT system. *In: PROCEEDINGS - International Computer Software and Applications Conference*. [S.l.]: IEEE Computer Society, jul. 2019. P. 850–859. DOI: 10.1109/COMPSAC.2019.00125.
- MANINGO, Jose Martin Z *et al.* A Smart Space with Music Selection Feature Based on Face and Speech Emotion and Expression Recognition. *In: IEEE. 2020 IEEE REGION 10 CONFERENCE (TENCON)*. [S.l.: s.n.], 2020. P. 696–701. DOI: 10.1109/TENCON50793.2020.9293820.
- MARÍN-MORALES, Javier *et al.* Gaze and Head Movement Patterns of Depressive Symptoms During Conversations with Emotional Virtual Humans. *In: 2023 11th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction, ACII 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ACII59096.2023.10388134.
- MING, Foo Jia *et al.* Facial Emotion Recognition System for Mental Stress Detection among University Students. *In: INTERNATIONAL Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering, ICECCME 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICECCME57830.2023.10252617.
- MOTOGNA, Victor; LUPU-FLORIAN, Georgina; LUPU, Eugen. Strategy for Affective Computing Based on HRV and EDA. *In: 2021 9th E-Health and Bioengineering Conference, EHB 2021*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2021. DOI: 10.1109/EHB52898.2021.9657654.
- MOU, Luntian *et al.* Driver Emotion Recognition With a Hybrid Attentional Multimodal Fusion Framework. **IEEE Transactions on Affective Computing**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 14, p. 2970–2981, 4 out. 2023. ISSN 19493045. DOI: 10.1109/TAFFC.2023.3250460.
- MUHAMMAD, Farah; AL-AHMADI, Saad. Human state anxiety classification framework using EEG signals in response to exposure therapy. **PLoS ONE**, Public Library of Science, v. 17, 3 March mar. 2022. ISSN 19326203. DOI: 10.1371/journal.pone.0265679.
- MUMMADI, Swathi *et al.* Periodical Analysis of Stress in Working Professionals. *In: 2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICCCNT56998.2023.10306656.
- NAVEEN, Devi *et al.* Mental Health Monitor using Facial Recognition. *In: 2023 2nd International Conference for Innovation in Technology, INOCON 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/INOCON57975.2023.10101000.
- NAYAK, Satyajit; PANDA, Sujit Kumar; UTTARKABAT, Satarupa. A Non-contact Framework based on Thermal and Visual Imaging for Classification of Affective States during HCI. *In: 2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)(48184)*. [S.l.: s.n.], 2020. P. 653–660. DOI: 10.1109/ICOEI48184.2020.9142883.
- NITA, Sihem *et al.* A new data augmentation convolutional neural network for human emotion recognition based on ECG signals. **Biomedical Signal Processing and Control**, Elsevier Ltd, v. 75, mai. 2022. ISSN 17468108. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103580.
- OH, Jihoon *et al.* Development of depression detection algorithm using text scripts of routine psychiatric interview. **Frontiers in Psychiatry**, Frontiers Media SA, v. 14, 2023. ISSN 16640640. DOI: 10.3389/fpsy.2023.1256571.
- OLIVEIRA ARAÚJO, Wánderon Cássio. Recuperação da informação em saúde: construção, modelos e estratégias. **ConCi: Convergências em Ciência da Informação**, v. 3, n. 2, p. 100–134, jul. 2020. DOI: 10.33467/conci.v3i2.13447. Disponível em: <https://periodicos.ufs.br/conci/article/view/13447>.

- OŠIPOV, Alexey *et al.* Machine learning methods for speech emotion recognition on telecommunication systems. **Journal of Computer Virology and Hacking Techniques**, Springer-Verlag Italia s.r.l., 2023. ISSN 22638733. DOI: 10.1007/s11416-023-00500-2.
- OUZZANI, Mourad *et al.* Rayyan—a web and mobile app for systematic reviews. **Systematic Reviews**, v. 5, 2016. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:3530017>.
- PAGE, Matthew J *et al.* The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **bmj**, British Medical Journal Publishing Group, v. 372, 2021. DOI: 10.1136/bmj.n71.
- PAJONG, Wanpichai *et al.* Time Series based Emotion Classification Algorithm exploiting Deep Learning. *In: 4TH Research, Invention, and Innovation Congress: Innovative Electricals and Electronics: Innovation for Better Life, RI2C 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 151–154. DOI: 10.1109/RI2C60382.2023.10355981.
- PANGANIBAN, Francis C.; LEON, Franz A. De. Stress Detection Using Smartphone Extracted Photoplethysmography. *In: TENSYP 2021 - 2021 IEEE Region 10 Symposium*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., ago. 2021. DOI: 10.1109/TENSYP52854.2021.9550905.
- PATEL, Abhi; NARIANI, Dinesh; RAI, Akhand. Mental Stress Detection using EEG and Recurrent Deep Learning. *In: APSCON 2023 - IEEE Applied Sensing Conference, Symposium Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/APSCON56343.2023.10100977.
- PICARD, Rosalind W. **Affective Computing**. Cambridge, MA: MIT Press, 1997.
- PRAJOD, Pooja; ANDRÉ, Elisabeth. On the Generalizability of ECG-based Stress Detection Models. *In: PROCEEDINGS - 21st IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 549–554. DOI: 10.1109/ICMLA55696.2022.00090.
- PRASANALAKSHMI, B.; KUMAR, T. Ananth. Deep Regression hybridized Neural Network in human stress detection. *In: 1ST IEEE International Conference on Smart Technologies and Systems for Next Generation Computing, ICSTSN 2022*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/ICSTSN53084.2022.9761305.
- PRASETIO, Barlian Henryranu; WIDASARI, Edita Rosana; BACHTIAR, Fitra Abdurrachman. A Study of Stressed Facial Recognition Based on Histogram Information. **Informatica (Slovenia)**, Slovene Society Informatika, v. 46, p. 179–185, 2 jun. 2022. ISSN 18543871. DOI: 10.31449/inf.v46i2.3861.
- QAZI, Awais Salman *et al.* Emotion Detection Using Facial Expression Involving Occlusions and Tilt. **Applied Sciences (Switzerland)**, MDPI, v. 12, 22 nov. 2022. ISSN 20763417. DOI: 10.3390/app122211797.
- RAJKUMAR, Shivaani Dushya *et al.* MindRelax: Smart System for Emotion and Mental Stress Monitoring, Detection and Management. *In: ICAC 2023 - 5th International Conference on Advancements in Computing: Technological Innovation for a Sustainable Economy, Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 268–273. DOI: 10.1109/ICAC60630.2023.10417592.
- RAO, K. P. Vyshali; ASHWINI, H. K.; AKSHATHA, S. Emotional stress recognition system using EEG and psychophysiological signals. *In: 2021 International Conference on Advancements in Electrical, Electronics, Communication, Computing and Automation, ICAECA 2021*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2021. DOI: 10.1109/ICAECA52838.2021.9675782.
- RASHID, Naful; CHEN, Luke *et al.* Feature Augmented Hybrid CNN for Stress Recognition Using Wrist-based Photoplethysmography Sensor. *In: PROCEEDINGS of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2021. P. 2374–2377. DOI: 10.1109/EMBC46164.2021.9630576.
- RASHID, Naful; MORTLOCK, Trier; FARUQUE, Mohammad Abdullah Al. Stress Detection Using Context-Aware Sensor Fusion From Wearable Devices. **IEEE Internet of Things Journal**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 10, p. 14114–14127, 16 ago. 2023. ISSN 23274662. DOI: 10.1109/JIOT.2023.3265768.
- RISHITHA, G. M. *et al.* Recommending Music tracks based on Listener's Emotional State using various Architectures. *In: 2023 IEEE 20th India Council International Conference, INDICON 2023*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 1287–1292. DOI: 10.1109/INDICON59947.2023.10440894.
- ROMANISZYN-KANIA, Patrycja *et al.* Affective state during physiotherapy and its analysis using machine learning methods. **Sensors**, MDPI AG, v. 21, 14 jul. 2021. ISSN 14248220. DOI: 10.3390/s21144853.
- ROSHANI, O. V.D.E. *et al.* Novel Approach for Enhancing Mental Well-Being Through Machine Learning Techniques. *In: ICAC 2023 - 5th International Conference on Advancements in Computing: Technological Innovation for a Sustainable Economy, Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 651–656. DOI: 10.1109/ICAC60630.2023.10417149.
- ROVINSKA, Svetlana; KHAN, Naimul. Affective State Recognition with Convolutional Autoencoders. *In: PROCEEDINGS of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 4664–4667. DOI: 10.1109/EMBC48229.2022.9871958.

- ROY, Ayush *et al.* Identification and Classification of Human Mental Stress using Physiological Data: A Low-Power Hybrid Approach. *In: PROCEEDINGS of 2022 6th International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems, CATCON 2022.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 135–139. DOI: 10.1109/CATCON56237.2022.10077709.
- RUANGDIT, Thammaros *et al.* Integration of Facial and Speech Expressions for Multimodal Emotional Recognition. *In: IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 519–523. DOI: 10.1109/TENCON58879.2023.10322416.
- SANTOS, Olga C. *et al.* An Open Sensing and Acting Platform for Context-Aware Affective Support in Ambient Intelligent Educational Settings. **IEEE Sensors Journal**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 16, p. 3865–3874, 10 mai. 2016. ISSN 1530437X. DOI: 10.1109/JSEN.2016.2533266.
- SAPUTRA, Nophaz Hanggara; NAFIYAH, Nur. Identification of Human Stress Based on EEG Signals Using Machine Learning. *In: 2022 1st International Conference on Information System and Information Technology, ICISIT 2022.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. P. 176–180. DOI: 10.1109/ICISIT54091.2022.9872815.
- SETHI, Amanrosekaur *et al.* Multimodal Mental Workload Classification Using Maus Dataset. *In: PROCEEDINGS of 3rd International Conference on Advanced Computing Technologies and Applications, ICACTA 2023.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/ICACTA58201.2023.10393589.
- SHRARA, Hoda *et al.* An EEG-Based Emotion Recognition Study Using Machine Learning and Deep Learning. *In: INTERNATIONAL Conference on Advances in Biomedical Engineering, ICABME.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 125–129. DOI: 10.1109/ICABME59496.2023.10293013.
- SHUBHANGI, D. C.; GADGAY, Baswaraj; NAGARATNAMMA. Automatic Speech Emotion Recognition and Mind Status Classification Based on Deep Learning. *In: 5TH IEEE International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications, ICCMLA 2023.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. P. 459–463. DOI: 10.1109/ICCMLA58983.2023.10346842.
- SUBATHRA, P.; MALARVIZHI, S. A Comparative Analysis of Regression Algorithms for Prediction of Emotional States using Peripheral Physiological Signals. *In: 2023 International Conference on Recent Advances in Electrical, Electronics, Ubiquitous Communication, and Computational Intelligence, RAEEUCCI 2023.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/RAEEUCCI57140.2023.10134253.
- SUNDARAVADIVEL, Prabha; GOYAL, Vividha; TAMIL, Lakshman. i-rise: An iot-based semi-immersive affective monitoring framework for anxiety disorders. *In: IEEE. 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE).* [S.l.: s.n.], 2020. P. 1–5. DOI: 10.1109/ICCE46568.2020.9043156.
- TAYLOR, Sara *et al.* Personalized Multitask Learning for Predicting Tomorrow’s Mood, Stress, and Health. **IEEE Transactions on Affective Computing**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 11, p. 200–213, 2 abr. 2020. ISSN 19493045. DOI: 10.1109/TAFFC.2017.2784832.
- UDDIN, Md Zia; NILSSON, Erik G. Emotion recognition using speech and neural structured learning to facilitate edge intelligence. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, Elsevier Ltd, v. 94, set. 2020. ISSN 09521976. DOI: 10.1016/j.engappai.2020.103775.
- UE. **REGULAMENTO (UE) 2024/1689 DO PARLAMENTO EUROPEU E DO CONSELHO.** [S.l.], 2024. União Europeia. Disponível em: <http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>.
- VARSHA, S. K.; SRI, R. Leena; ANUVIDHYA, K. An Intelligent Machine Learning System for Real-Time Stress Management Based on a Mini-Xception Algorithm and Deep Neural Network Models. *In: PROCEEDINGS of IEEE InC4 2023 - 2023 IEEE International Conference on Contemporary Computing and Communications.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2023. DOI: 10.1109/InC457730.2023.10263028.
- VASILE, Floriana *et al.* Stress State Classification Based on Deep Neural Network and Electrodermal Activity Modeling. **Sensors**, MDPI, v. 23, 5 mar. 2023. ISSN 14248220. DOI: 10.3390/s23052504.
- VUPPALAPATI, Chandrasekar *et al.* Emotional health: A data driven approach to understand our emotions and improve our health. *In: PROCEEDINGS - 22nd IEEE International Conference on Computational Science and Engineering and 17th IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing, CSE/EUC 2019.* [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., ago. 2019. P. 339–347. DOI: 10.1109/CSE/EUC.2019.00071.
- WICKRAMASURIYA, Dilranjan S.; FAGHIH, Rose T. A bayesian filtering approach for tracking arousal from binary and continuous skin conductance features. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE Computer Society, v. 67, p. 1749–1760, 6 jun. 2020. ISSN 15582531. DOI: 10.1109/TBME.2019.2945579.
- _____. Online and offline anger detection via electromyography analysis. *In: 2017 IEEE Healthcare Innovations and Point of Care Technologies (HI-POCT).* [S.l.: s.n.], 2017. P. 52–55. DOI: 10.1109/HIC.2017.8227582.
- XU, Haibo; WU, Xiang; LIU, Xin. A measurement method for mental health based on dynamic multimodal feature recognition. **Frontiers in Public Health**, Frontiers Media SA, v. 10, p. 990235, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.990235>.

ZENONOS, Alexandros *et al.* HealthyOffice: Mood recognition at work using smartphones and wearable sensors. *In: 2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*. [S.l.: s.n.], 2016. P. 1–6. DOI: 10.1109/PERCOMW.2016.7457166.

ZHU, Lili; SPACHOS, Petros; GREGORI, Stefano. Multimodal Physiological Signals and Machine Learning for Stress Detection by Wearable Devices. *In: 2022 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications, MeMeA 2022 - Conference Proceedings*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2022. DOI: 10.1109/MeMeA54994.2022.9856558.

ZHU, Lili; SPACHOS, Petros; NG, Pai Chet *et al.* Stress Detection Through Wrist-Based Electrodermal Activity Monitoring and Machine Learning. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., v. 27, p. 2155–2165, 5 mai. 2023. ISSN 21682208. DOI: 10.1109/JBHI.2023.3239305.

ZITOUNI, M. Sami *et al.* Arousal-Valence Classification from Peripheral Physiological Signals Using Long Short-Term Memory Networks. *In: PROCEEDINGS of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. [S.l.]: Institute of Electrical e Electronics Engineers Inc., 2021. P. 686–689. DOI: 10.1109/EMBC46164.2021.9630252.