

Blaha Goussain

NEUROEDUCAÇÃO

na prática

TECNOLOGIAS VESTÍVEIS, INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL E INOVAÇÃO PEDAGÓGICA



Blaha Goussain

NEUROEDUCAÇÃO

na prática

TECNOLOGIAS VESTÍVEIS, INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL E INOVAÇÃO PEDAGÓGICA



2025 by Atena Editora

Copyright © 2025 Atena Editora

Copyright do texto © 2025, o autor

Copyright da edição © 2025, Atena Editora

Os direitos desta edição foram cedidos à Atena Editora pelo autor.

Open access publication by Atena Editora

Editora chefe

Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Editora executiva

Natalia Oliveira Scheffer

Imagens da capa

iStock

Edição de arte

Yago Raphael Massuqueto Rocha



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob a Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

A Atena Editora mantém um compromisso firme com a integridade editorial em todas as etapas do processo de publicação, assegurando que os padrões éticos e acadêmicos sejam rigorosamente cumpridos. Adota políticas para prevenir e combater práticas como plágio, manipulação ou falsificação de dados e resultados, bem como quaisquer interferências indevidas de interesses financeiros ou institucionais.

Qualquer suspeita de má conduta científica é tratada com máxima seriedade e será investigada de acordo com os mais elevados padrões de rigor acadêmico, transparência e ética.

O conteúdo da obra e seus dados, em sua forma, correção e confiabilidade, são de responsabilidade exclusiva do autor, não representando necessariamente a posição oficial da Atena Editora. O download, compartilhamento, adaptação e reutilização desta obra são permitidos para quaisquer fins, desde que seja atribuída a devida autoria e referência à editora, conforme os termos da Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

Os trabalhos nacionais foram submetidos à avaliação cega por pares, realizada pelos membros do Conselho Editorial da editora, enquanto os internacionais passaram por avaliação de pareceristas externos. Todos foram aprovados para publicação com base em critérios de neutralidade e imparcialidade acadêmica.

Neuroeducação na prática: tecnologias vestíveis, inteligência artificial e inovação pedagógica

| Autores:

Blaha Gregory Correia Dos Santos Goussain

| Revisão:

O autor

| Diagramação:

Thamires Camili Gayde

| Capa:

Yago Raphael Massuqueto Rocha

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

S237 Santos Goussain, Blaha Gregory Correia dos
Neuroeducação na prática: tecnologias vestíveis,
inteligência artificial e inovação pedagógica / Blaha
Gregory Correia dos Santos Goussain. – Ponta
Grossa - PR: Atena, 2025.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-65-258-3506-8

DOI: <https://doi.org/10.22533/at.ed.068251508>

1. Tecnologia educacional. I. Santos Goussain,
Blaha Gregory Correia dos. II. Título.

CDD 371.3944

Elaborado por Bibliotecária Janaina Ramos – CRB-8/9166

Atena Editora

📞 +55 (42) 3323-5493

📞 +55 (42) 99955-2866

🌐 www.atenaeditora.com.br

✉ [contato@atenaeditora.com.br](mailto: contato@atenaeditora.com.br)

CONSELHO EDITORIAL

CONSELHO EDITORIAL

Prof. Dr. Alexandre Igor Azevedo Pereira – Instituto Federal Goiano
Prof^a Dr^a Amanda Vasconcelos Guimarães – Universidade Federal de Lavras
Prof. Dr. Antonio Pasqualetto – Pontifícia Universidade Católica de Goiás
Prof^a Dr^a Ariadna Faria Vieira – Universidade Estadual do Piauí
Prof. Dr. Arinaldo Pereira da Silva – Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará
Prof. Dr. Benedito Rodrigues da Silva Neto – Universidade Federal de Goiás
Prof. Dr. Cirênio de Almeida Barbosa – Universidade Federal de Ouro Preto
Prof. Dr. Cláudio José de Souza – Universidade Federal Fluminense
Prof^a Dr^a Daniela Reis Joaquim de Freitas – Universidade Federal do Piauí
Prof^a Dr^a. Dayane de Melo Barros – Universidade Federal de Pernambuco
Prof. Dr. Elio Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof^a Dr^a Érica de Melo Azevedo – Instituto Federal do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Prof. Dr. Fabrício Moraes de Almeida – Universidade Federal de Rondônia
Prof^a Dr^a Glécilla Colombelli de Souza Nunes – Universidade Estadual de Maringá
Prof. Dr. Humberto Costa – Universidade Federal do Paraná
Prof. Dr. Joachin de Melo Azevedo Sobrinho Neto – Universidade de Pernambuco
Prof. Dr. João Paulo Roberti Junior – Universidade Federal de Santa Catarina
Prof^a Dr^a Juliana Abonizio – Universidade Federal de Mato Grosso
Prof. Dr. Julio Cândido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof^a Dr^a Keyla Christina Almeida Portela – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Paraná
Prof^a Dr^a Miranilde Oliveira Neves – Instituto de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará
Prof. Dr. Sérgio Nunes de Jesus – Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia
Prof^a Dr^a Talita de Santos Matos – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Tiago da Silva Teófilo – Universidade Federal Rural do Semi-Árido
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas

PREFÁCIO

PREFÁCIO

Vivemos um momento singular: compreender o cérebro humano deixou de ser exclusividade da medicina ou da psicologia e passou a ser uma necessidade urgente da educação. A neurociência encontrou na sala de aula um espaço vibrante de experimentação, conectando-se à pedagogia e à tecnologia de forma inédita. Este livro nasce do desejo de explorar essa interseção fascinante: neuroeducação, tecnologias vestíveis e inteligência artificial.

Escrevo para professores inquietos, pesquisadores curiosos, estudantes atentos e desenvolvedores visionários, todos que acreditam que a educação deve evoluir sempre. Aqui, você encontrará uma jornada que vai do funcionamento cerebral ao uso de sensores, dos desafios éticos à personalização do ensino, sempre com base em evidências robustas. Que esta leitura provoque reflexões, inspire inovações e, acima de tudo, motive ações transformadoras.

AGRADECIMENTOS

AGRADECIMENTOS

Expresso minha gratidão à Faculdade de Engenharia e Ciências de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista (FEG/UNESP), pelas oportunidades acadêmicas e pelo apoio à pesquisa. Agradeço à Escola de Engenharia de Lorena da Universidade de São Paulo (EEL/USP), pelas colaborações frutíferas e pelo acolhimento como pesquisador. Aos professores, orientadores e colegas que contribuíram com seu conhecimento e entusiasmo, deixo registrada minha mais profunda admiração e reconhecimento.

SUMÁRIO

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	1
1 Desafios atuais da educação.....	1
2 Neurociência, tecnologias vestíveis e inteligência artificial.....	1
3 Um convite à transformação educacional.....	2
INTRODUÇÃO À NEUROEDUCAÇÃO	3
1 O que é neuroeducação?	3
2 Cérebro, aprendizagem e ensino	4
3 Diferenças individuais no aprendizado.....	4
TECNOLOGIAS VESTÍVEIS E EDUCAÇÃO	6
1 Sensores e o que medem.....	6
2 Aplicações no contexto educacional	7
ENGAJAMENTO E EMOÇÃO NA SALA DE AULA	8
1 Definindo engajamento.....	8
2 Evidências científicas	9
3 Atividades práticas e colaborativas	9
MENSURAÇÃO FISIOLÓGICA NO ENSINO	11
1 Medições e métricas	11
2 Desafios e limitações.....	12
APRENDIZADO PERSONALIZADO COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL.....	13
1 Machine Learning aplicado à educação	13
2 Modelos preditivos e suas aplicações.....	14

SUMÁRIO

SUMÁRIO

PREVISÃO DE DESEMPENHO ACADÊMICO	15
1 Sistemas de alerta precoce	15
2 Intervenções pedagógicas	16
QUESTÕES ÉTICAS E PRIVACIDADE.....	17
1 Privacidade e consentimento.....	17
2 Diretrizes para uso responsável.....	18
APLICAÇÕES FUTURAS E INOVAÇÃO	19
1 Biofeedback e gamificação.....	19
2 Robótica social e educação adaptativa.....	20
CONSIDERAÇÕES FINAIS	21
1 Síntese das contribuições apresentadas.....	21
2 Desafios éticos e metodológicos	21
3 Perspectivas para o futuro da educação	22
REFERÊNCIAS.....	23
SOBRE O AUTOR	27



C A P Í T U L O 1

INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta os desafios e oportunidades contemporâneos na educação, destacando a integração entre neurociência, pedagogia e tecnologia como caminho para transformar o processo de ensino e aprendizagem.

1 Desafios atuais da educação

A educação contemporânea enfrenta desafios complexos: manter o engajamento dos estudantes, identificar precocemente dificuldades de aprendizagem e oferecer experiências personalizadas em contextos diversos e dinâmicos. Segundo Darvishi et al. (2022), mesmo com o avanço das tecnologias para monitoramento emocional e cognitivo, transformar dados em intervenções pedagógicas eficazes ainda é uma barreira significativa. Além disso, o risco de desconsiderar as diferenças individuais, como estilos de aprendizado, velocidade de processamento e resposta emocional, pode comprometer não apenas o desempenho acadêmico, mas também a motivação e o bem-estar dos estudantes (Sánchez-Carracedo et al., 2021). Nesse cenário, surge a necessidade urgente de inovar com base em evidências científicas sólidas.

2 Neurociência, tecnologias vestíveis e inteligência artificial

A integração entre neurociência, tecnologias vestíveis e inteligência artificial (IA) abre caminhos inovadores para o ensino e a aprendizagem. Dispositivos como sensores de atividade eletrodérmica (EDA), frequência cardíaca (HR) e temperatura da pele (ST) permitem monitorar estados emocionais e cognitivos em tempo real (Di Lascio et al., 2018; Pérez et al., 2018). Quando combinados a algoritmos de aprendizado de máquina (ML), esses dados oferecem possibilidades inéditas para prever desempenho acadêmico, ajustar atividades pedagógicas e fornecer feedback adaptativo (Gao et al., 2020; Sharma et al., 2019). Essa abordagem não apenas amplia a compreensão do processo de aprendizado, mas também torna possível desenvolver intervenções personalizadas, respeitando a complexidade emocional, cognitiva e social de cada estudante (Darvishi et al., 2022).

3 Um convite à transformação educacional

Mais do que um compêndio acadêmico, este livro é um convite à prática transformadora. Ele propõe que educadores, pesquisadores e desenvolvedores usem as evidências apresentadas para redesenhar práticas pedagógicas, incorporando metodologias ativas, estratégias de personalização e abordagens centradas no estudante (Villanueva et al., 2018; Potter et al., 2019). Ao entender que o engajamento é um fenômeno multifacetado, que integra componentes emocionais, cognitivos e comportamentais (Sánchez-Reolid et al., 2020), abrimos espaço para construir uma educação mais inclusiva, responsável e alinhada aos desafios do século XXI.

- | **Pergunta:** Como as tecnologias emergentes podem ajudar a tornar a educação mais personalizada e inclusiva?
- | **Atividade:** Identifique três desafios que você observa em seu contexto educacional e reflita sobre como abordagens baseadas em neuroeducação poderiam ajudar a enfrentá-los.



C A P Í T U L O 2

INTRODUÇÃO À NEUROEDUCAÇÃO

Este capítulo apresenta o campo da neuroeducação, explicando como conhecimentos sobre funcionamento cerebral ajudam a compreender o aprendizado. Aborda estilos e preferências de aprendizagem, reforçando a importância de considerar as diferenças individuais no ensino.

1 O que é neuroeducação?

A neuroeducação é um campo interdisciplinar que conecta conhecimentos da neurociência, da psicologia cognitiva e da pedagogia, com o objetivo de compreender como o cérebro aprende e como essas descobertas podem ser aplicadas no processo educativo. Ela busca traduzir descobertas sobre funcionamento cerebral, como atenção, memória, emoção, motivação e tomada de decisão, para práticas pedagógicas que melhorem o ensino e a aprendizagem.

Segundo Sánchez-Carracedo et al. (2021), a aplicação de estratégias neurocientíficas em sala de aula pode aumentar significativamente a eficácia das aulas, uma vez que permite criar atividades que respeitam e potencializam o funcionamento natural do cérebro. Essa integração de conhecimentos, no entanto, exige cuidado: a neuroeducação não significa aplicar modismos neuromíticos ou interpretações simplistas do cérebro, mas sim construir pontes sólidas entre ciência e prática educacional.

Além disso, a neuroeducação propõe romper com modelos pedagógicos uniformes, reconhecendo que os processos de aprendizado são complexos e multifatoriais. Como apontam Darvishi et al. (2022), mesmo com o avanço das tecnologias para monitorar engajamento, estresse e emoções dos estudantes, ainda há um desafio para transformar esses dados em intervenções pedagógicas efetivas. Assim, a neuroeducação surge como uma proposta para tornar a educação mais baseada em evidências e menos pautada apenas na tradição ou na intuição.

2 Cérebro, aprendizagem e ensino

O aprendizado humano envolve uma rede complexa de processos cerebrais que incluem percepção, atenção, memória, emoção e raciocínio. O cérebro não é apenas um receptor passivo de informações; ele é ativo, seletivo e profundamente influenciado pelo contexto emocional e social em que ocorre a aprendizagem.

Ghannam et al. (2020) destacam, em sua revisão dos programas de neuroengenharia (áreas NICE), que compreender os circuitos neuronais e os mecanismos de processamento de sinais é essencial para desenvolver abordagens educacionais inovadoras. Esse conhecimento ajuda a estruturar conteúdos e atividades que consideram como o cérebro codifica, armazena e recupera informações, favorecendo não apenas a memorização, mas também a compreensão profunda.

Do ponto de vista prático, a aplicação desses princípios no ensino significa trabalhar com métodos que respeitem o funcionamento cerebral: alternar momentos de foco e descanso, estimular múltiplas modalidades sensoriais, promover emoções positivas ligadas ao aprendizado e criar ambientes que favoreçam a atenção compartilhada. Além disso, Darvishi et al. (2022) apontam que, para além do uso de medições fisiológicas, é necessário oferecer feedback adaptativo, para que o estudante se torne um agente ativo do próprio processo de aprendizagem.

Em resumo, entender como o cérebro aprende não é um exercício abstrato; é uma ferramenta poderosa para transformar o ensino em uma prática mais eficaz, humana e alinhada às evidências científicas.

3 Diferenças individuais no aprendizado

Cada cérebro é único, e essa singularidade se reflete diretamente na forma como aprendemos. Diferenças individuais, como estilo cognitivo, velocidade de processamento, capacidade de atenção, níveis de motivação e resposta emocional, influenciam não apenas o ritmo, mas também a qualidade do aprendizado.

Sánchez-Carracedo et al. (2021) destacam que estratégias pedagógicas mais eficazes são aquelas que consideram essas variações, oferecendo oportunidades para diferentes tipos de engajamento e modos de expressão. Por exemplo, enquanto alguns estudantes aprendem melhor por meio de atividades práticas, outros respondem melhor a explicações verbais ou recursos visuais. Ignorar essas diferenças pode levar à exclusão de parte dos alunos, comprometendo não apenas o desempenho acadêmico, mas também sua autoestima e motivação.

Darvishi et al. (2022) reforçam que, mesmo com os avanços das tecnologias de monitoramento fisiológico, como sensores de EDA e HR, ainda há um desafio em transformar esses dados em intervenções personalizadas que respeitem os perfis individuais. Isso porque, embora possamos detectar padrões gerais de engajamento ou estresse, cada estudante tem um histórico emocional e cognitivo único que modula suas respostas.

Reconhecer e trabalhar com as diferenças individuais no aprendizado não significa criar um ensino fragmentado, mas sim desenvolver estratégias flexíveis, capazes de atender a uma diversidade de necessidades, experiências e talentos dentro da sala de aula.

- | **Pergunta:** Que aspectos da aprendizagem você acredita que ainda não consideram o funcionamento cerebral?
- | **Atividade:** Liste exemplos de suas aulas que poderiam se beneficiar de estratégias neuroeducativas.



C A P Í T U L O 3

TECNOLOGIAS VESTÍVEIS E EDUCAÇÃO

Este capítulo explica o que são dispositivos vestíveis, como sensores de EDA, HR e ST. Aponta como essas tecnologias permitem monitorar emoções e estados fisiológicos no contexto educacional.

1 Sensores e o que medem

Os sensores vestíveis, também chamados de dispositivos wearables, são tecnologias capazes de coletar informações fisiológicas e comportamentais em tempo real, de forma não invasiva. Entre os sensores mais utilizados em contextos educacionais estão o EDA, HR e ST, que permitem monitorar estados como engajamento, estresse, excitação emocional e atenção.

Di Lascio et al. (2018) mostraram que o EDA é um excelente indicador de engajamento emocional em sala de aula. Em seu estudo, algoritmos de ML aplicados a dados coletados por sensores de EDA conseguiram identificar padrões de desengajamento com alta taxa de acerto, sugerindo seu potencial para intervenções pedagógicas.

Pérez et al. (2018) exploraram sensores de HR e ST para estimar estresse em ambientes acadêmicos, demonstrando que esses dispositivos conseguem captar alterações fisiológicas significativas tanto em tarefas laboratoriais quanto em atividades regulares de sala de aula. Poh et al. (2010) contribuíram para o avanço técnico ao desenvolver sensores vestíveis de longo prazo, com eletrodos otimizados para medições precisas e contínuas, abrindo caminho para estudos mais realistas em ambientes naturais.

Já Villarejo et al. (2012) apresentaram um dispositivo prático de monitoramento de estresse baseado em resposta galvânica da pele (GSR), que alcançou mais de 76% de precisão na detecção de estados emocionais. Essas tecnologias, que antes estavam restritas a laboratórios, hoje estão acessíveis e viabilizam pesquisas e intervenções diretamente nas salas de aula, permitindo mapear o que antes era invisível: as respostas fisiológicas durante o processo de aprendizado.

2 Aplicações no contexto educacional

A aplicação de sensores vestíveis no contexto educacional tem gerado avanços significativos na forma como monitoramos e entendemos o processo de aprendizagem. Ao captar indicadores fisiológicos como engajamento, estresse e excitação emocional, essas tecnologias permitem que professores, pesquisadores e desenvolvedores analisem em tempo real como os estudantes estão reagindo às atividades propostas.

Villanueva et al. (2018) mostraram que o uso combinado de EDA e autorrelatos emocionais em atividades de engenharia permitiu identificar picos de engajamento especialmente durante atividades práticas, como design e prototipagem, em comparação a momentos expositivos. Essa evidência destaca a importância de metodologias ativas para manter o envolvimento do estudante.

No campo da saúde e segurança, Malathi et al. (2018) exploraram sensores GSR para detectar níveis de estresse em motoristas, ilustrando que essas tecnologias não estão limitadas à educação, mas têm aplicações amplas que podem inspirar inovações pedagógicas. Da mesma forma, Pérez et al. (2018) destacaram o uso de dispositivos comerciais para estimar estresse em estudantes, mostrando como ferramentas já disponíveis no mercado podem ser adaptadas para fins educacionais.

Além disso, os sensores podem ajudar a criar ambientes personalizados, oferecendo feedback em tempo real tanto para alunos quanto para professores. Essa possibilidade amplia a noção de avaliação, que passa a incluir não apenas resultados finais, mas também estados emocionais e cognitivos durante o processo, abrindo caminho para práticas mais inclusivas, responsivas e baseadas em evidências.

- | **Pergunta:** Você se sentiria confortável usando dispositivos vestíveis para monitorar emoções em sala de aula? Por quê?
- | **Atividade:** Pesquise um dispositivo vestível e resuma como ele poderia ser usado no contexto educacional.



C A P Í T U L O 4

ENGAJAMENTO E EMOÇÃO NA SALA DE AULA

Este capítulo descreve o conceito de engajamento (emocional, cognitivo e comportamental) e sua relação com o desempenho acadêmico. Apresenta evidências científicas e estudos de caso mostrando como atividades práticas e colaborativas aumentam o envolvimento dos estudantes.

1 Definindo engajamento

O engajamento estudantil é um conceito multidimensional que abrange componentes emocionais, cognitivos e comportamentais. Ele não se limita à participação visível em sala de aula, mas inclui também aspectos internos, como motivação, interesse e disposição para enfrentar desafios. Em termos simples, estar engajado significa estar presente de corpo e mente, conectado à tarefa de aprendizado.

Potter et al. (2019) mostraram que o engajamento pode ser detectado por meio de indicadores fisiológicos, como a EDA, associada à ativação do sistema nervoso simpático. Seus estudos em cursos de engenharia industrial revelaram que os níveis de EDA variavam conforme o tipo de atividade, indicando que diferentes estratégias pedagógicas impactam diretamente o envolvimento emocional dos estudantes.

Além disso, Pijeira-Díaz et al. (2018) destacaram que o engajamento não é apenas um “sim ou não”, mas existe em graus. Em suas medições durante aulas de física, cerca de 60% do tempo foi classificado como de baixa ativação (associada a tédio), enquanto picos de ativação foram observados em atividades avaliativas, mostrando a importância de monitorar continuamente as dinâmicas emocionais da sala de aula.

Entender o que é engajamento, e como ele pode ser identificado, é o primeiro passo para desenhar intervenções pedagógicas eficazes e humanizadas, capazes de atender às necessidades reais dos estudantes.

2 Evidências científicas

Estudos recentes têm fornecido evidências robustas sobre como diferentes métodos de ensino afetam o engajamento emocional, cognitivo e comportamental dos estudantes. Um dos achados centrais é que atividades práticas, criativas e colaborativas tendem a gerar níveis mais altos de engajamento do que aulas expositivas tradicionais.

Lee et al. (2019) estudaram adolescentes em programas makers e observaram, por meio de sensores de EDA e câmeras corporais, que o engajamento aumentava durante atividades que envolviam expressão pessoal, interação com colegas e desafios físicos. Posteriormente, Lee (2021) conduziu um estudo longitudinal que reforçou esses resultados, mostrando que atividades de planejamento e execução de projetos promoviam maior envolvimento do que tarefas repetitivas, como costura sem interação social.

No ensino médio, Pijeira-Díaz et al. (2018) identificaram, usando pulseiras Empatica E4, uma correlação positiva significativa entre níveis de ativação fisiológica durante provas e desempenho acadêmico final. Isso indica que não basta manter os alunos ocupados: é preciso que as atividades sejam desafiadoras e emocionalmente engajantes.

Villanueva et al. (2019) acrescentaram uma camada importante ao discutir o papel das identidades institucionais e sociais na resposta emocional durante interações acadêmicas. Seus resultados mostraram que a forma como os estudantes se percebe, como membros de uma comunidade acadêmica, influencia suas reações fisiológicas e seu engajamento nas atividades propostas.

Essas evidências apontam para a necessidade de repensar estratégias pedagógicas, considerando não apenas o conteúdo, mas também o impacto emocional e social do processo de ensino.

3 Atividades práticas e colaborativas

Atividades práticas e colaborativas são reconhecidas como potentes catalisadores do engajamento estudantil. Elas oferecem aos alunos oportunidades de aplicar conceitos teóricos em situações reais, trabalhar em equipe, resolver problemas complexos e experimentar, tornando o aprendizado mais dinâmico e significativo.

Darnell e Krieg (2019), ao analisarem dados de HR de estudantes de medicina, mostraram que atividades de aprendizado ativo, como discussões em grupo e resolução de problemas, geravam aumentos temporários de HR, indicando maior ativação emocional e cognitiva. Após essas atividades, a HR retornava a níveis basais, sugerindo que o engajamento intenso ocorre em picos, muitas vezes associados a momentos de desafio e interação.

Villanueva et al. (2018) também evidenciaram o impacto das atividades colaborativas em estudantes de engenharia, observando aumento significativo nos níveis de EDA durante sessões práticas, independentemente de serem feitas individualmente ou em grupo. Esses resultados reforçam que, mais do que a configuração em si, é o caráter ativo e desafiador da tarefa que determina o nível de engajamento.

Além do ganho emocional, essas atividades promovem habilidades sociais e comunicativas essenciais para o século XXI, fortalecendo a identidade acadêmica e ampliando o senso de pertencimento, como destacam Villanueva et al. (2019). Assim, o papel do educador não é apenas transmitir conhecimento, mas também criar condições para que os alunos experimentem, construam sentido e compartilhem experiências de aprendizagem.

- | **Pergunta:** Como você percebe o engajamento dos estudantes atualmente?
- | **Atividade:** Escolha uma atividade de sala de aula e descreva como medições fisiológicas poderiam avaliar seu impacto.



C A P Í T U L O 5

MENSURAÇÃO FISIOLÓGICA NO ENSINO

Este capítulo mostra como as medições fisiológicas (EDA, HR, ST) são usadas para monitorar engajamento e estresse em sala de aula. Detalha os desafios técnicos e éticos envolvidos, como interferências externas e privacidade de dados.

1 Medições e métricas

A mensuração fisiológica no ensino envolve o uso de dispositivos e técnicas capazes de captar indicadores corporais associados a estados emocionais e cognitivos durante atividades educacionais. Entre as métricas mais comuns estão a EDA, a HR e a ST, que refletem a ativação do sistema nervoso simpático, permitindo inferências sobre engajamento, estresse, excitação emocional e carga cognitiva.

Terriault et al. (2021) alertam que, embora essas métricas sejam valiosas, elas estão sujeitas a interferências externas, como temperatura ambiente, movimento corporal e variabilidade individual, exigindo protocolos rigorosos de coleta e análise. É fundamental que os dados sejam interpretados com cautela para evitar conclusões precipitadas sobre o estado emocional ou o desempenho dos estudantes.

No ensino à distância, Al-Alwani (2016) mostrou que a combinação de múltiplos sensores, incluindo reconhecimento facial e taxa de pulso, permite uma análise mais robusta do engajamento, superando limitações de métodos isolados. Essa abordagem multimodal oferece um panorama mais completo das reações dos estudantes em diferentes contextos.

Cain e Lee (2016) reforçam essa perspectiva ao utilizarem câmeras em primeira pessoa e sensores de EDA para mapear momentos de engajamento intenso em atividades maker, mostrando que eventos específicos, como resoluções de problemas e interações sociais, produzem picos fisiológicos detectáveis, que podem ser analisados para aprimorar práticas pedagógicas.

Assim, as métricas fisiológicas representam uma oportunidade poderosa para a educação, desde que utilizadas de forma cuidadosa, ética e contextualizada.

2 Desafios e limitações

Embora as medições fisiológicas tragam oportunidades inéditas para compreender o processo de aprendizagem, elas também apresentam desafios técnicos, metodológicos e éticos importantes. Um dos primeiros obstáculos é a interferência de fatores externos, como ressaltam Terriault et al. (2021), incluindo movimentação corporal, variações ambientais e diferenças individuais de base, que podem distorcer os sinais coletados, como HR e EDA, e dificultar a interpretação precisa dos dados.

Reid et al. (2020) mostraram que a combinação entre medições fisiológicas e observações comportamentais oferece uma estratégia mais confiável para interpretar engajamento e desempenho. Seu software, desenvolvido para mapear eventos educacionais relevantes, revelou que o contexto em que os dados são coletados é fundamental para atribuir significados válidos às métricas.

Do ponto de vista tecnológico, Geršak e Drnovšek (2020) desenvolveram um simulador de EDA para testar dispositivos, garantindo que os sinais captados fossem comparáveis entre diferentes equipamentos. Esse tipo de validação é essencial para evitar falsas interpretações, principalmente quando os dispositivos são aplicados em ambientes complexos como salas de aula.

Além das questões técnicas, surgem desafios éticos relacionados à privacidade, consentimento informado e uso responsável dos dados. Al-Alwani (2016) destacou que, especialmente no ensino à distância, os estudantes precisam estar cientes de quais informações estão sendo coletadas e como elas serão utilizadas, para evitar sentimentos de vigilância ou invasão de privacidade.

Portanto, a adoção dessas tecnologias deve ser acompanhada de um compromisso rigoroso com a qualidade metodológica, a transparência e o respeito aos direitos dos estudantes.

- | **Pergunta:** Quais riscos existem ao usar sensores para medir estresse e engajamento?
- | **Atividade:** Elabore um plano para lidar com interferências externas nas medições.



C A P Í T U L O 6

APRENDIZADO PERSONALIZADO COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Este capítulo explora o uso de ML e análise multimodal de dados para personalizar o ensino. Apresenta modelos preditivos que antecipam engajamento e emoções, explicando suas aplicações práticas no contexto escolar.

1 Machine Learning aplicado à educação

O uso de ML na educação vem transformando a forma como coletamos, analisamos e utilizamos dados para melhorar o ensino. Em vez de apenas descrever o que aconteceu, os modelos de ML conseguem identificar padrões ocultos em grandes volumes de dados e fazer previsões sobre engajamento, emoções e desempenho acadêmico, permitindo intervenções mais precisas e personalizadas.

Gao et al. (2020) desenvolveram um modelo que combina dados fisiológicos, como EDA e variabilidade da frequência cardíaca (HRV) com informações ambientais, como níveis de CO₂ na sala de aula, para prever diferentes dimensões do engajamento estudantil. Essa abordagem multimodal mostrou-se eficaz para diferenciar níveis de engajamento emocional, cognitivo e comportamental.

Nourbakhsh et al. (2012) analisaram o uso de sinais GSR como indicadores de carga cognitiva em tarefas de aritmética e leitura. Seus resultados mostraram que, ao normalizar as diferenças individuais, características temporais e espectrais dos sinais estavam fortemente associadas à dificuldade das tarefas, reforçando o potencial do ML para captar aspectos cognitivos do aprendizado.

No campo do reconhecimento emocional, Sharma et al. (2019) aplicaram algoritmos de ML a características extraídas de sinais de EDA, incluindo domínios do tempo, frequência e wavelet, atingindo precisões superiores a 70% para diferentes dimensões emocionais. Esses resultados ampliam as possibilidades de personalização do ensino, ao permitir que sistemas educacionais reconheçam não apenas o que os alunos fazem, mas também como eles se sentem durante o processo.

Assim, o ML aplicado à educação inaugura uma nova era de ensino adaptativo, centrado no aluno e guiado por dados.

2 Modelos preditivos e suas aplicações

Os modelos preditivos baseados em ML vêm sendo aplicados em diversas áreas educacionais, desde a identificação de dificuldades de aprendizado até a previsão de desempenho acadêmico e o reconhecimento emocional. Essas aplicações oferecem oportunidades inéditas para intervenções precoces, personalizadas e fundamentadas em evidências.

Domínguez-Jiménez et al. (2020) apresentaram um modelo que combina dados de fotopletismografia (PPG) e GSR para reconhecimento emocional, utilizando algoritmos de ML avançados. O modelo alcançou 100% de precisão em alguns cenários, mostrando o potencial das abordagens multimodais para captar nuances emocionais complexas.

Fiorini et al. (2019), por sua vez, aplicaram esses dados no contexto da robótica social. Seus experimentos mostraram que sinais como eletrocardiograma (ECG), EDA e eletroencefalograma (EEG) podem ser usados por robôs para reconhecer estados emocionais humanos, atingindo até 85% de precisão com métodos supervisionados de ML. Esse avanço abre possibilidades para criar assistentes educacionais empáticos, capazes de ajustar suas interações conforme o estado emocional do estudante.

Esses modelos não se limitam à predição de emoções. Como destacaram Gao et al. (2020), eles podem ser aplicados também ao monitoramento de engajamento, à adaptação de conteúdos e à personalização de trilhas de aprendizado. No entanto, seu sucesso depende não apenas da sofisticação algorítmica, mas também da qualidade e diversidade dos dados coletados, exigindo cuidados éticos, técnicos e metodológicos em todas as etapas.

Os modelos preditivos, portanto, representam uma fronteira inovadora e promissora para transformar a educação em uma experiência cada vez mais personalizada, inclusiva e eficaz.

- | **Pergunta:** Como você imagina a aplicação de ML no seu ambiente de ensino ou trabalho?
- | **Atividade:** Desenhe um fluxograma simples de coleta de dados até a personalização do ensino.



C A P Í T U L O 7

PREVISÃO DE DESEMPENHO ACADÊMICO

Este capítulo explica como algoritmos podem prever desempenho acadêmico e identificar estudantes em risco. Mostra exemplos reais de sistemas de alerta precoce e destaca o papel dessas ferramentas para intervenções pedagógicas eficientes.

1 Sistemas de alerta precoce

Os sistemas de alerta precoce baseados em ML são ferramentas poderosas para identificar estudantes em risco de baixo desempenho ou abandono escolar ainda nas fases iniciais do curso. Esses sistemas analisam dados acadêmicos, comportamentais e, em alguns casos, fisiológicos, permitindo intervenções antes que problemas se agravem.

Gray e Perkins (2019) mostraram que é possível prever com cerca de 97% de precisão quais estudantes têm risco de insucesso acadêmico já na terceira semana do semestre, usando dados simples como participação em atividades programadas. Essa detecção antecipada possibilita que professores e instituições atuem rapidamente para oferecer apoio direcionado.

Pang et al. (2017) aplicaram máquinas de vetores de suporte (SVM) para prever desfechos acadêmicos ao longo de cursos de graduação, incluindo variáveis psicopedagógicas. O modelo demonstrou alta eficácia e ajudou a entender os múltiplos fatores que contribuem para o sucesso ou fracasso do estudante.

No contexto dos cursos online (MOOCs), Al-Shabandar et al. (2017) mostraram que algoritmos como Random Forest (RF) superam abordagens tradicionais, ao lidar com grandes volumes de dados provenientes de registros de cliques, acessos a materiais e interações em fóruns. Esses modelos permitem identificar rapidamente quem está engajado, quem está se afastando e quem precisa de apoio.

Esses sistemas não substituem o acompanhamento humano, mas são ferramentas valiosas para torná-lo mais preciso, eficiente e baseado em evidências.

2 Intervenções pedagógicas

Os sistemas de predição de desempenho acadêmico só alcançam seu verdadeiro potencial quando associados a intervenções pedagógicas bem planejadas. Não basta identificar estudantes em risco; é preciso agir de forma direcionada, oferecendo apoio acadêmico, emocional e social alinhado às necessidades específicas detectadas pelos modelos preditivos.

Zabriskie et al. (2019) mostraram, em cursos introdutórios de física, que as variáveis mais preditivas de desempenho variam ao longo do semestre. No início, dados institucionais, como histórico escolar e perfil de matrícula, têm mais peso, mas, após o primeiro exame, informações de sala de aula, como notas de trabalhos e participação, tornam-se determinantes. Esse achado reforça que as intervenções devem ser dinâmicas e ajustadas ao momento do curso.

Tsiakmaki et al. (2020) foram além ao utilizar ferramentas de AutoML para prever o desempenho em plataformas online. Eles destacaram que classificadores baseados em árvores e regras, como RF e Logistic Model Tree (LMT), apresentaram os melhores resultados, facilitando a implementação prática em sistemas educacionais adaptativos.

Por outro lado, Hellas et al. (2018) alertaram para a necessidade de rigor metodológico e validação constante dos modelos aplicados. Sem esse cuidado, há o risco de gerar falsas expectativas, aplicar intervenções ineficazes ou até perpetuar vieses institucionais.

Portanto, intervenções pedagógicas baseadas em predições devem ser pensadas como processos contínuos, sensíveis às mudanças do estudante e fundamentados em práticas inclusivas, éticas e baseadas em evidências.

- | **Pergunta:** Como identificar estudantes em risco sem depender apenas de notas?
- | **Atividade:** Proponha indicadores alternativos (comportamentais, emocionais) para prever desempenho.



C A P Í T U L O 8

QUESTÕES ÉTICAS E PRIVACIDADE

Este capítulo analisa os dilemas éticos no uso de tecnologias vestíveis na educação, com foco em privacidade, consentimento e segurança de dados. Propõe diretrizes para adoção responsável e alinhada a princípios éticos.

1 Privacidade e consentimento

O uso de tecnologias vestíveis e análise de dados fisiológicos na educação levanta questões éticas fundamentais, especialmente em relação à privacidade e ao consentimento dos estudantes. Coletar informações sensíveis, como sinais emocionais, níveis de estresse ou engajamento, envolve lidar com dados pessoais que, se mal geridos, podem gerar riscos de exposição, estigmatização ou discriminação.

Terriault et al. (2021) ressaltam que a interpretação de métricas como HR e EDA não é direta, sendo influenciada por fatores externos como movimento, ambiente e estado físico. Assim, o uso dessas informações deve ser acompanhado de transparência quanto às limitações, evitando conclusões precipitadas que prejudiquem os estudantes.

Rodríguez-Arce et al. (2020), ao investigarem ansiedade acadêmica e engajamento escolar, destacaram que variáveis como apoio social e contexto emocional desempenham papel moderador nas experiências dos estudantes. Isso reforça a necessidade de considerar o indivíduo como um todo e não apenas como uma soma de métricas fisiológicas.

O consentimento informado emerge, portanto, como condição indispensável: os estudantes devem entender claramente quais dados estão sendo coletados, para que serão usados, quem terá acesso a eles e como serão armazenados. Além disso, devem ter a possibilidade de optar por não participar, sem sofrer qualquer prejuízo acadêmico ou institucional.

Garantir privacidade e consentimento não é apenas uma formalidade jurídica, é um compromisso ético com a autonomia, a dignidade e o bem-estar dos estudantes.

2 Diretrizes para uso responsável

Para garantir que o uso de tecnologias vestíveis e análise de dados fisiológicos na educação seja ético, seguro e benéfico, é essencial estabelecer diretrizes claras de uso responsável. Essas diretrizes devem abranger não apenas aspectos técnicos, mas também sociais, pedagógicos e psicológicos, garantindo que os estudantes sejam protegidos e beneficiados de forma equitativa.

Katmada et al. (2015), ao investigarem o uso de biofeedback em jogos educacionais, destacaram que, mesmo em aplicações lúdicas, a coleta de dados fisiológicos exige atenção cuidadosa a aspectos como privacidade, transparência e propósito. Os estudantes (especialmente crianças e adolescentes) precisam saber por que seus dados estão sendo coletados e como isso contribuirá para sua experiência de aprendizagem.

Kim et al. (2018) mostraram, no contexto da saúde mental, que sinais de EDA podem ser usados para detectar sintomas depressivos com precisão significativa. Isso ilustra o enorme potencial das tecnologias vestíveis, mas também seus riscos, caso sejam aplicadas sem acompanhamento ético e psicológico adequado.

As diretrizes para uso responsável incluem: garantir consentimento informado; limitar o acesso aos dados apenas a pessoas autorizadas; comunicar claramente os objetivos e limitações do monitoramento; permitir que os estudantes optem por não participar; assegurar o armazenamento seguro das informações; e usar os dados exclusivamente para fins pedagógicos ou de bem-estar, evitando qualquer forma de punição ou discriminação.

Adotar essas práticas não é apenas proteger os estudantes, é fortalecer a confiança, a legitimidade e o impacto positivo das inovações tecnológicas no campo educacional.

- | **Pergunta:** Onde você traçaria o limite para o uso de dados dos estudantes?
- | **Atividade:** Crie um código de ética básico para uso de tecnologia vestível na educação.



C A P Í T U L O 9

APLICAÇÕES FUTURAS E INOVAÇÃO

Este capítulo aponta tendências e possibilidades futuras, como biofeedback em jogos educacionais, robótica social e educação adaptativa. Reflete sobre o potencial transformador das tecnologias na sala de aula e para além dela.

1 Biofeedback e gamificação

Biofeedback e gamificação representam duas das aplicações mais promissoras das tecnologias vestíveis no campo educacional. O biofeedback consiste em fornecer ao estudante informações em tempo real sobre seus estados fisiológicos, como estresse, excitação emocional ou atenção, permitindo que ele desenvolva habilidades de autorregulação emocional e cognitiva. Já a gamificação utiliza elementos de jogos, como desafios, recompensas e rankings, para aumentar motivação e engajamento no aprendizado.

Katmada et al. (2015) mostraram que o uso de biofeedback em jogos educacionais promove não apenas maior engajamento, mas também aprendizado mais eficaz. Ao acompanhar métricas como EDA durante o jogo, os estudantes conseguem perceber suas próprias reações emocionais, ajustando estratégias e aprendendo a lidar melhor com situações desafiadoras.

Kanna et al. (2018), ao integrar sensores vestíveis diretamente ao currículo escolar, destacaram como o biofeedback pode ser incorporado de forma natural às atividades pedagógicas, promovendo não apenas desempenho acadêmico, mas também competências socioemocionais.

Essas abordagens abrem caminho para uma educação mais personalizada, em que os estudantes não são apenas receptores de conteúdo, mas também participantes ativos no gerenciamento de seu próprio processo de aprendizagem, desenvolvendo autonomia, autoconhecimento e resiliência.

2 Robótica social e educação adaptativa

A robótica social e a educação adaptativa estão na vanguarda das inovações educacionais baseadas em tecnologia. Robôs sociais são projetados para interagir com humanos de forma empática, interpretando sinais verbais e não verbais para adaptar suas respostas e comportamentos. Quando integrados a sistemas educacionais, eles oferecem suporte personalizado, mediando atividades, fornecendo feedback e até reconhecendo estados emocionais dos estudantes.

Fiorini et al. (2019) demonstraram que sinais fisiológicos como ECG, EDA e EEG, coletados por sensores vestíveis, podem ser utilizados para treinar robôs sociais a reconhecer emoções humanas com até 85% de precisão. Essa capacidade amplia as possibilidades de criar assistentes educacionais empáticos, capazes de ajustar abordagens pedagógicas conforme o estado emocional do estudante.

Yoon et al. (2016) contribuíram com o avanço técnico ao desenvolver patches flexíveis e confortáveis para monitoramento contínuo, permitindo coletar dados em ambientes naturais, como salas de aula, sem desconforto ou interferência na rotina dos estudantes.

Além disso, Jamal e Kamioka (2019) mostraram que até a temperatura facial, medida por sensores infravermelhos, pode ser usada em modelos de ML para reconhecimento emocional com altíssima acurácia (até 97%). Essas descobertas indicam que, no futuro, ambientes educacionais poderão adaptar conteúdos, ritmos e interações não apenas a partir de desempenho acadêmico, mas também com base nas emoções e necessidades emocionais do estudante.

A integração entre robótica social e educação adaptativa sinaliza um caminho para experiências de aprendizagem mais inclusivas, responsivas e centradas no humano, onde tecnologia e empatia caminham lado a lado.

- | **Pergunta:** Qual aplicação futura dessas tecnologias mais empolga você?
- | **Atividade:** Escreva uma pequena ficção (até 200 palavras) imaginando uma sala de aula daqui a 20 anos.



C A P Í T U L O 1

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo retoma os principais pontos discutidos ao longo do livro, destacando as implicações práticas, éticas e sociais do uso de tecnologias baseadas em neurociência na educação.

1 Síntese das contribuições apresentadas

Ao longo do livro, exploramos como tecnologias baseadas em neurociência, como sensores de EDA, HR e EEG, aliadas a modelos avançados de ML, estão transformando o panorama educacional (Fiorini et al., 2019; Domínguez-Jiménez et al., 2020). As evidências mostram que essas ferramentas permitem mapear estados emocionais, antecipar dificuldades e oferecer intervenções mais precisas e humanizadas. Contudo, como destacam Sánchez-Reolid et al. (2020) e Rastrollo-Guerrero et al. (2020), o engajamento estudantil não pode ser reduzido a métricas isoladas: trata-se de um fenômeno complexo que exige abordagens integradas, combinando tecnologia, pedagogia e suporte emocional.

2 Desafios éticos e metodológicos

Apesar das oportunidades promissoras, o uso dessas tecnologias traz desafios éticos e metodológicos que não podem ser ignorados. A coleta de dados fisiológicos sensíveis exige rigor na obtenção do consentimento informado, além de clareza sobre os limites e finalidades do monitoramento (Rodríguez-Arce et al., 2020; Terriault et al., 2021). Além disso, é imprescindível garantir a qualidade e a diversidade dos dados utilizados, evitando vieses e assegurando a validade dos modelos preditivos (Hellas et al., 2018; Kim et al., 2018). Sem uma abordagem ética e inclusiva, há risco de ampliar desigualdades e comprometer a confiança nos processos educacionais mediados por tecnologia.

3 Perspectivas para o futuro da educação

O futuro da educação passa por integrar inovação tecnológica com valores humanos. Robótica social, biofeedback, gamificação e sistemas educacionais adaptativos representam fronteiras promissoras (Kutmada et al., 2015; Fiorini et al., 2019), mas seu impacto positivo depende diretamente de como são aplicados. Como alertam Goussain et al. (2025), o potencial transformador dessas tecnologias só se realiza plenamente quando orientado por práticas éticas, formação docente qualificada e políticas de inclusão digital. Assim, mais do que ferramentas inteligentes, precisamos de uma educação inteligente: capaz de combinar ciência, empatia e compromisso social para atender às necessidades reais dos estudantes.

- | **Pergunta:** Quais cuidados éticos você considera indispensáveis ao aplicar tecnologias baseadas em dados na educação?
- | **Atividade:** Escreva uma breve reflexão (de 5 a 10 linhas) sobre como você imagina a sala de aula do futuro e que papel a neuroeducação pode ter nesse cenário.

REFERÊNCIAS

AL-ALWANI, A. A combined approach to improve supervised E-learning using multi-sensor student engagement analysis. **American Journal of Applied Sciences**, v. 13, n. 12, p. 1377-1384, 2016.

AL-SHABANDAR, R.; HUSSAIN, A.; LAWS, A.; KEIGHT, R.; LUNN, J.; RADJ, N. Machine learning approaches to predict learning outcomes in massive open online courses. **International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)**, Anchorage, AK, USA, p. 713-720, 2017.

CAIN, R.; LEE, V. R. Measuring electrodermal activity to capture engagement in an afterschool maker program. In: **FabLearn 2016: Conference on Creativity and Fabrication**. ACM, 2016.

DARNELL, D. K.; KRIEG, P. A. Student engagement, assessed using heart rate, shows no reset following active learning sessions in lectures. **PLoS ONE**, v. 14, n. 12, p. e0225709, 2019.

DARVISHI, A.; KHOSRAVI, H.; SADIQ, S.; WEBER, B. Neurophysiological Measurements in Higher Education: A Systematic Literature Review. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, v. 32, p. 413-453, 2022.

DI LASCIO, E.; GASHI, S.; SANTINI, S. Unobtrusive Assessment of Students' Emotional Engagement during Lectures Using Electrodermal Activity Sensors. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**, [S.I.], v. 2, n. 3, p. 103:1-103:21, set. 2018.

DOMÍNGUEZ-JIMÉNEZ, J. A.; CAMPO-LANDINES, K. C.; MARTÍNEZ-SANTOS, J. C.; DELAHOZ, E. J.; CONTRERAS-ORTIZ, S. H. A machine learning model for emotion recognition from physiological signals. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 55, p. 101646, 2020.

FIORINI, L.; MANCIOPPI, G.; SEMERARO, F.; FUJITA, H.; CAVALLO, F. Unsupervised emotional state classification through physiological parameters for social robotics applications. **Knowledge-Based Systems**, 2019. p. 105217.

GAO, N.; SHAO, W.; RAHAMAN, M. S.; SALIM, F. D. n-Gage: Predicting in-class Emotional, Behavioural and Cognitive Engagement in the Wild. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**, v. 4, n. 3, 2020.

GERŠAK, G.; DRNOVŠEK, J. Electrodermal activity patient simulator. **PLoS ONE**, v. 15, n. 2, p. e0228949, 2020.

GHANNAM, R.; CURIA, G.; BRANTE, G.; KHOSRAVI, S.; FAN, H. Implantable and Wearable Neuroengineering Education: A Review of Postgraduate Programmes. **IEEE Access**, v. 8, p. 212395-212407, 2020.

GONZÁLEZ-DÍEZ, I.; VARELA, C.; SÁIZ-MANZANARES, M. C. The Use of Integrated Multichannel Records in Learning Studies in Higher Education: A Systematic Review of the Last 10 Years. **Computers**, v. 13, n. 4, p. 96, 2024.

GOUSSAIN, B. G. C. S.; MOURA, R. A.; LUCHE, J. R. D.; ANDRADE, H. S. AND SILVA, M. B. Enhancing Learning with Physiological Measures: A Systematic Review of Applications in Neuroeducation. In **Proceedings of the 17th International Conference on Computer Supported Education - Volume 1**, ISBN 978-989-758-746-7, ISSN 2184-5026, pages 111-122, 2025.

GRAY, C. C.; PERKINS, D. Utilizing early engagement and machine learning to predict student outcomes. **Computers & Education**, v. 131, p. 22-32, 2019.

HELLAS, A.; IHANTOLA, P.; PETERSEN, A.; AJANOVSKI, V. V.; GUTICA, M.; HYNNINEN, T.; KNU-TAS, A.; LEINONEN, J.; MESSOM, C.; NAM LIAO, S. Predicting Academic Performance: A Systematic Literature Review. In: **Proceedings Companion of the 23rd Annual ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education (ITiCSE '18 Companion)**, 2018, Larnaca, Cyprus. ACM, 25 p.

JAMAL, K. M.; KAMIOKA, E. Emotions detection scheme using facial skin temperature and heart rate variability. **MATEC Web of Conferences**, v. 277, p. 02037, 2019.

KANNA, S.; VON ROSENBERG, W.; GOVERDOVSKY, V.; CONSTANTINIDES, A. G.; MANDIC, D. P. Bringing wearable sensors into the classroom: a participatory approach. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 35, n. 3, p. 110-116, 2018.

KATMADA, A.; CHATZAKIS, M.; APOSTOLIDIS, H.; MAVRIDIS, A.; STYLIANIDIS, P. An adaptive serious neuro-game using a mobile version of a bio-feedback device. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTERACTIVE MOBILE COMMUNICATION TECHNOLOGIES AND LEARNING (IMCL)**, 2015, Thessaloniki, Greece. Proceedings [...]. Thessaloniki: IEEE. p. 416-420, 2015.

KIM, A. Y.; JANG, E. H.; KIM, S.; CHOI, K. W.; JEON, H. J.; YU, H. Y.; BYUN, S. Automatic detection of major depressive disorder using electrodermal activity. **Scientific Reports**, [s.l.], v. 8, n. 1, p. 1-10, 2018.

LEE, V. R. Youth engagement during making: using electrodermal activity data and first-person video to generate evidence-based conjectures. **Information and Learning Sciences**, v. 122, n. 3/4, p. 270-291, 2021.

LEE, V. R.; FISCHBACK, L; CAIN, R. A wearables-based approach to detect and identify momentary engagement in afterschool Makerspace programs. **Contemporary Educational Psychology**, v. 59, p. 101789, 2019.

NOURBAKHSH, N.; WANG, Y.; CHEN, F.; CALVO, R. A. Using Galvanic Skin Response for Cognitive Load Measurement in Arithmetic and Reading Tasks. In: **OZCHI 2012**, 24-30 Nov. 2012, Melbourne, Victoria, Australia. Proceedings [...]. Melbourne: ACM, p. 420-429, 2012.

PANG, Y.; JUDD, N.; O'BRIEN, J.; BEN-AVIE, M. Predicting Students' Graduation Outcomes through Support Vector Machines. In: **IEEE FRONTIERS IN EDUCATION CONFERENCE (FIE)**, 2017, Indianapolis, IN, USA. Proceedings [...]. p. 1-8, 2017.

PÉREZ, F. de A.; SANTOS-GAGO, J. M.; CAEIRO-RODRÍGUEZ, M.; FERNÁNDEZ IGLESIAS, M. J. Evaluation of commercial-off-the-shelf wrist wearables to estimate stress on students. **Journal of Visualized Experiments**, v. 136, p. e57590, 2018.

PIJEIRA-DÍAZ, H. J.; DRACHSLER, H.; KIRSCHNER, P. A.; JÄRVELÄ, S. Profiling sympathetic arousal in a physics course: How active are students? **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 34, n. 5, p. 1-12, 2018.

POH, M. Z.; SWENSON, N. C.; PICARD, R. W. A Wearable Sensor for Unobtrusive, Long-Term Assessment of Electrodermal Activity. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 57, n. 5, p. 1243-1252, 2010.

POTTER, L.; SCALLON, J.; SWEGLE, D.; GOULD, T.; OKUDAN KREMER, G. Establishing a Link between Electrodermal Activity and Classroom Engagement. In: **IISE ANNUAL CONFERENCE**, 2019, Ames, Iowa. Anais [...]. Ames: Industrial and Manufacturing Systems Engineering, Iowa State University, p. 988-993, 2019.

RASTROLLO-GUERRERO, J. L.; GÓMEZ-PULIDO, J. A.; DURÁN-DOMÍNGUEZ, A. Analyzing and Predicting Students' Performance by Means of Machine Learning: A Review. **Applied Sciences**, v. 10, n. 3, p. 1042, 2020.

REID, C.; KEIGHREY, C.; MURRAY, N.; DUNBAR, R.; BUCKLEY, J. A novel mixed methods approach to synthesize EDA data with behavioral data to gain educational insight. **Sensors**, v. 20, n. 23, p. 6857, 2020.

RODRÍGUEZ-ARCE, J.; LARA-FLORES, L.; PORTILLO-RODRÍGUEZ, O.; MARTÍNEZ-MÉNDEZ, R. Towards an anxiety and stress recognition system for academic environments based on physiological features. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 190, p. 105408, 2020.

SÁNCHEZ-CARRACEDO, F.; TREPAT, E.; BARBA-VARGAS, A. Successful Engineering Lecturing based on Neuroscience. **International Journal of Engineering Education**, v. 37, n. 1, p. 115-132, 2021.

SÁNCHEZ-REOLID, R.; LÓPEZ, M. T.; FERNÁNDEZ-CABALLERO, A. Machine learning for stress detection from electrodermal activity: a scoping review. **Preprints**, Albacete: Universidad de Castilla-La Mancha, 2020.

SHARMA, V., PRAKASHB, N. R., KALRA, P. Audio-video emotional response mapping based upon Electrodermal ActivityVivek. **Biomedical Signal Processing and Control**, 47, 324–333, 2019.

TERRIAULT, P.; KOZANITIS, A.; FARAND, P. Use of electrodermal wristbands to measure students' cognitive engagement in the classroom. In: **CANADIAN ENGINEERING EDUCATION ASSOCIATION (CEEA-ACEG21) CONFERENCE**, 2021, UPEI. Proceedings [...]. UPEI, p. 1-8, 2021.

TSIAKMAKI, M.; KOSTOPOULOS, G.; KOTSIANTIS, S.; RAGOS, O. Implementing AutoML in Educational Data Mining for Prediction Tasks. **Applied Sciences**, v. 10, n. 1, p. 90, 2020.

VILLANUEVA, I.; CAMPBELL, B. D.; RAIKES, A. C.; JONES, S. H.; PUTNEY, L. G. A multimodal exploration of engineering students' emotions and electrodermal activity in design activities. **Journal of Engineering Education**, 2018.

VILLANUEVA, I.; DI STEFANO, M.; GELLES, L.; VICIOSO OSORIA, P.; BENSON, S. A race re-imaged, intersectional approach to academic mentoring: exploring the perspectives and responses of womxn in science and engineering research. **Contemporary Educational Psychology**, v. 59, 2019.

VILLAREJO, M. V.; ZAPIRAIN, B. G.; ZORRILLA, A. M. A stress sensor based on galvanic skin response (GSR) controlled by ZigBee. **Sensors**, v. 12, n. 5, p. 6075-6101, 2012.

YOON, S.; SIM, J. K.; CHO, Y.-H. A flexible and wearable human stress monitoring patch. **Scientific Reports**, v. 6, p. 23468, 2016.

ZABRISKIE, C.; YANG, J.; DEVORE, S.; STEWART, J. Using machine learning to predict physics course outcomes. **Physical Review Physics Education Research**, v. 15, n. 2, p. 020120, 2019.

SOBRE O AUTOR

BLAHA GREGORY CORREIA DOS SANTOS GOUSSAIN: é doutorando em Engenharia pela FEG/UNESP, com doutorado sanduíche (PDSE/CAPES) na University of Tennessee, Knoxville (UTK), Estados Unidos. Mestre em Engenharia de Produção pela UNESP, especialista em Processos Didático-Pedagógicos (UNIVESP) e Gestão da Produção (UNESP). Graduado em Engenharia de Produção (UNIVESP) e licenciado em Matemática (UNESP), possui certificação Black Belt em Lean Six Sigma e especialização em Lean Manufacturing. Atua como pesquisador visitante na EEL/USP e orientador de pós-graduação lato sensu na POLI USP PRO.

NEUROEDUCAÇÃO

na prática

TECNOLOGIAS VESTÍVEIS, INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL E INOVAÇÃO PEDAGÓGICA

- 🌐 www.atenaeditora.com.br
- ✉️ contato@atenaeditora.com.br
- ⌚ [@atenaeditora](https://www.instagram.com/atenaeditora)
- פייסבוק www.facebook.com/atenaeditora.com.br

NEUROEDUCAÇÃO

na prática

TECNOLOGIAS VESTÍVEIS, INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL E INOVAÇÃO PEDAGÓGICA

- 
- 🌐 www.atenaeditora.com.br
 - ✉️ contato@atenaeditora.com.br
 - ⌚ [@atenaeditora](https://www.instagram.com/atenaeditora)
 - FACEBOOK www.facebook.com/atenaeditora.com.br