

FORMALIZAÇÃO ALGÉBRICO-DINÂMICA APLICADA AO MODELO MDEI: DA TABELA VETORIAL AO SISTEMA COGNITIVO-AFETIVO

ALGEBRAIC-DYNAMIC FORMALIZATION APPLIED TO THE MDEI MODEL: FROM THE VECTOR TABLE TO THE COGNITIVE-AFFECTIVE SYSTEM

FORMALIZACIÓN ALGEBRAICO-DINÁMICA APLICADA AL MODELO MDEI: DE LA TABLA VECTORIAL AL SISTEMA COGNITIVO-AFECTIVO

 <https://doi.org/10.56238/arev7n7-300>

Data de submissão: 23/06/2025

Data de publicação: 23/07/2025

Tiago Aguioncio Vieira
Graduando em Engenharia Mecânica
Instituição: FMU

RESUMO

Este artigo apresenta o aprimoramento do Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), um arcabouço matemático-computacional para a modelagem de estados cognitivo-afetivos em sistemas de Inteligência Artificial. A computação cognitiva representa uma das fronteiras mais desafiadoras da IA moderna, evoluindo de modelos simplificados para abordagens dinâmicas sofisticadas inspiradas no funcionamento cerebral. No MDEI, cada estado interno é representado por um vetor tridimensional adaptativo, superando as representações simbólicas discretas tradicionais. O formalismo é desenvolvido sobre bases sólidas de álgebra vetorial, cálculo diferencial e teoria de sistemas dinâmicos, com foco em clareza didática e profundidade conceitual. Realiza-se também uma revisão bibliográfica de alta relevância, incluindo estudos de instituições como MIT e Stanford e artigos recentes em periódicos de prestígio, que contextualiza o MDEI no cenário de IA como extensão cognitiva e discute sua contribuição para interações humano-máquina mais naturais. Pesquisas recentes demonstram que sistemas generativos avançados apresentam comportamentos alinhados às funções cognitivas humanas, indicando potencial para sinergia homem-máquina. O MDEI oferece um quadro robusto para IAs adaptativas e resilientes diante da complexidade emocional, apontando caminhos para aplicações em assistentes cognitivos, saúde mental e educação. Por fim, discute-se criticamente a validação empírica de parâmetros do modelo, ressaltando a necessidade de experimentação futura baseada em métodos rigorosos de avaliação emocional.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Computação Cognitiva. Sistemas Dinâmicos. Modelagem Vetorial. Modelagem Emocional.

ABSTRACT

This article introduces an enhanced Internal State Dynamics Model (MDEI), a mathematical-computational framework for modeling cognitive-affective states in Artificial Intelligence systems. Cognitive computing represents one of the most challenging frontiers in modern AI, evolving from simplified models to sophisticated dynamic approaches inspired by brain functioning. In MDEI, each internal state is represented by an adaptive three-dimensional vector, surpassing traditional discrete symbolic approaches. The formalism is built on solid foundations of vector algebra, differential calculus, and dynamical systems theory, with an emphasis on didactic clarity and conceptual depth. A strategic literature review, including studies from MIT, Stanford, and recent high-impact journals, situates MDEI within the perspective of AI as a cognitive extension, highlighting its role in facilitating

more natural human-machine interactions. Recent research demonstrates that advanced generative systems exhibit behaviors aligned with human cognitive functions, indicating potential for human-machine synergy. MDEI provides a robust framework for developing adaptive, resilient AI in the face of emotional complexity, pointing to applications in cognitive assistants, mental health, and education. Finally, the empirical validation of the model's parameters is critically discussed, underscoring the need for future experimental work based on rigorous emotional assessment methods.

Keywords: Artificial Intelligence. Cognitive Computing. Dynamical Systems. Vector Modeling. Emotional Dynamics.

RESUMEN

Este artículo presenta el perfeccionamiento del Modelo de Dinámica de Estados Internos (ISDM), un marco matemático-computacional para modelar estados cognitivo-afectivos en sistemas de Inteligencia Artificial. La computación cognitiva representa una de las fronteras más desafiantes de la IA moderna, evolucionando desde modelos simplificados hasta enfoques dinámicos sofisticados inspirados en la función cerebral. En el ISDM, cada estado interno se representa mediante un vector tridimensional adaptativo, superando las representaciones simbólicas discretas tradicionales. El formalismo se desarrolla sobre una sólida base de álgebra vectorial, cálculo diferencial y teoría de sistemas dinámicos, con énfasis en la claridad didáctica y la profundidad conceptual. También se realiza una revisión bibliográfica de gran relevancia, que incluye estudios de instituciones como el MIT y Stanford, y artículos recientes en revistas de prestigio, contextualizando el ISDM dentro del panorama de la IA como una extensión cognitiva y analizando su contribución a interacciones humano-máquina más naturales. Investigaciones recientes demuestran que los sistemas generativos avanzados exhiben comportamientos alineados con las funciones cognitivas humanas, lo que indica potencial para la sinergia humano-máquina. El MDEI ofrece un marco sólido para IAs adaptativas y resilientes ante la complejidad emocional, lo que abre el camino a aplicaciones en asistentes cognitivos, salud mental y educación. Finalmente, se analiza críticamente la validación empírica de los parámetros del modelo, destacando la necesidad de futuras experimentaciones basadas en métodos rigurosos de evaluación emocional.

Palabras clave: Inteligencia Artificial. Computación Cognitiva. Sistemas Dinámicos. Modelado Vectorial. Modelado Emocional.

1 INTRODUÇÃO

A busca por uma Inteligência Artificial (IA) capaz de compreender e interagir com estados internos dinâmicos representa uma das fronteiras mais desafiadoras da computação moderna. Esse desafio impulsiona a computação cognitiva, que evolui de modelos simplificados para abordagens dinâmicas sofisticadas, inspiradas no funcionamento do cérebro humano. Nesse contexto, a IA é concebida como uma extensão das capacidades cognitivas humanas, em que sistemas artificiais não apenas processam informações, mas também interpretam e respondem a estados emocionais complexos.

A computação afetiva, termo cunhado por Picard (1997), estabeleceu as bases teóricas para sistemas que reconhecem, interpretam e simulam emoções humanas. Pesquisas recentes demonstram que sistemas generativos avançados (LLMs) apresentam comportamentos alinhados às funções cognitivas humanas, indicando potencial significativo para sinergia homem-máquina. A IA emocional permite interações mais naturais entre humanos e máquinas, considerando não apenas o conteúdo semântico, mas também o estado afetivo do usuário.

Assim, inovar na representação de estados internos, incluindo emoções, pode ampliar substancialmente a adaptabilidade e empatia de sistemas de IA. A modelagem matemática desses estados requer fundamentação sólida em sistemas dinâmicos não lineares, álgebra vetorial e métodos computacionais robustos.

Este trabalho reformula o Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), preservando sua base conceitual e matemática, mas aprimorando a notação, a didática e a implementação computacional.

2 FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS DO MDEI

2.1 ESPAÇO DE ESTADOS COGNITIVOS

O Espaço de Estados Cognitivos (EEC) é definido como um subespaço vetorial \mathbb{R}^3 equipado com o produto interno canônico, fundamentado na teoria de espaços vetoriais aplicada à neurociência computacional. Esta abordagem vetorial permite a representação matemática rigorosa de estados cognitivos complexos, superando limitações de modelos discretos tradicionais.

Cada estado cognitivo interno (ECI) é representado por um vetor $u = (c, \iota, \tau) \in \mathbb{R}^3$, em que:

- $c \in \mathbb{R}$: Componente Semântica/Conceitual, um valor real que codifica a identidade ou natureza semântica do estado (ex.: foco de atenção, memória ativa). Esta componente baseia-se em teorias de representação semântica em redes neurais.

- $\iota \in [0, 1]$: Intensidade Operacional, um valor real normalizado que representa a magnitude ou relevância do estado. A normalização segue princípios estabelecidos para quantificação de estados afetivos.
- $\tau \in \mathbb{R}^+$: Duração Temporal Implícita, um valor real positivo associado à duração ou histórico de ativação do estado, inspirado em modelos temporais de dinâmica neural.

A energia total do estado é quantificada pela norma euclidiana:

$$\|u\| = \sqrt{(c^2 + \iota^2 + \tau^2)}$$

2.2 EXEMPLOS DE ESTADOS COGNITIVOS INTERNOS (ECIS)

ECI	c	ι	τ	$\ u\ $
Foco Atencional	0,8	0,9	1,2	1,67
Memória Ativa	0,6	0,7	0,8	1,25
Resolução de Problemas	0,9	0,8	1,5	1,94
Reconhecimento de Padrões	0,7	0,6	1,0	1,34
Planejamento Estratégico	0,5	0,4	2,0	2,08

Fonte: Elaborado pelo autor. Valores hipotéticos para ilustração conceitual.

2.3 NÚMERO DE REYNOLDS EMOCIONAL (\mathfrak{R}_e)

Inspirado na mecânica dos fluidos e aplicado à dinâmica emocional, o número de Reynolds Emocional quantifica a transição entre estados emocionais estáveis e turbulentos:

$$\mathfrak{R}_e = (\Delta V \cdot L_c) / (v_e \cdot T_{dis}) \cdot \tau$$

em que:

- ΔV : flutuação média de potencial neural (mV), baseada em medições eletrofisiológicas
- L_c : comprimento cognitivo característico (mm), que representa a escala espacial de processamento
- v_e : viscosidade emocional (mm^2/s), modelando a resistência à mudança de estado
- T_{dis} : escala temporal de disfunção (s), tempo característico de desorganização emocional
- τ : duração implícita do estado (s), componente temporal do vetor u

2.3.1 Exemplo Numérico

Para parâmetros típicos: $\Delta V = 50 \text{ mV}$, $L_c = 10 \text{ mm}$, $v_e = 0,5 \text{ mm}^2/\text{s}$, $T_{dis} = 100 \text{ s}$ e $\tau = 1,5 \text{ s}$:

$$\mathfrak{R}_e = (50 \times 10) / (0,5 \times 100) \times 1,5 = 500 \times 1,5 = 750$$

Valores elevados de \Re_e (tipicamente $\Re_e > 2000$) indicam instabilidade afetiva e potencial transição para estados emocionais turbulentos.

2.4 EQUAÇÃO DE EVOLUÇÃO DINÂMICA

A dinâmica temporal do vetor de estado $u(t)$ é governada por uma equação diferencial ordinária não linear:

$$\frac{du}{dt} = F(u, P, t)$$

em que $F: \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^3$ é uma função vetorial não linear que modela as forças internas e externas atuantes no sistema, e $P \in \mathbb{R}^n$ representa parâmetros externos (estímulos, contexto, histórico).

2.5 CRITÉRIO DE ESTABILIDADE (LYAPUNOV)

A estabilidade de estados de equilíbrio é avaliada mediante a teoria de Lyapunov. Define-se a função de Lyapunov:

$$V(u) = \|u - u^*\|^2$$

em que $u^* \in \mathbb{R}^3$ representa o estado de equilíbrio desejado.

A derivada temporal da função de Lyapunov é:

$$\dot{V}(u) = 2(u - u^*) \cdot F(u, P, t)$$

O equilíbrio u^* é assintoticamente estável se $\dot{V}(u) < 0$ para todo $u \neq u^*$ em uma vizinhança de u^* . Este critério garante convergência do sistema para estados emocionais desejados, essencial para aplicações terapêuticas.

3 MÉTODOS COMPUTACIONAIS PARA SIMULAÇÃO E ANÁLISE

3.1 DISCRETIZAÇÃO NUMÉRICA

A resolução numérica da EDO emprega métodos de diferenças finitas, especificamente o esquema de Crank-Nicolson, reconhecido por sua estabilidade e precisão de segunda ordem:

$$(u^{n+1} - u^n)/\Delta t = (1/2)[F(u^{n+1}, P^{n+1}, t^{n+1}) + F(u^n, P^n, t^n)]$$

em que u^n representa o vetor de estado no instante $t^n = n\Delta t$, e Δt é o passo temporal de integração.

3.2 ANÁLISE ESPECTRAL

A identificação de padrões cílicos e frequências características na dinâmica emocional utiliza a Transformada de Fourier:

$$\mathcal{F}\{u(t)\}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} u(t)e^{-i\omega t} dt$$

A análise espectral revela:

- Frequências dominantes em oscilações emocionais
- Periodicidades em estados afetivos
- Ressonâncias entre diferentes componentes do vetor u

3.3 ANÁLISE TEMPO-FREQUÊNCIA

Para capturar características não estacionárias da dinâmica emocional, emprega-se a Transformada Wavelet Contínua:

$$W\psi u(a,b) = (1/\sqrt{a}) \int_{-\infty}^{+\infty} u(t) \cdot \psi^*((t-b)/a) dt$$

em que $\psi(t)$ é a wavelet mãe, a é o parâmetro de escala, b é o parâmetro de translação, e $*$ denota conjugado complexo.

4 MODELO DE TURBULÊNCIA EMOCIONAL

4.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O modelo de turbulência emocional baseia-se na convergência de três pilares teóricos fundamentais:

- **Dinâmica neural não linear:** Fundamentada nos trabalhos pioneiros sobre caos determinístico em sistemas neurais e na teoria de sistemas dinâmicos aplicada ao cérebro.
- **Analogias hidrodinâmicas:** Inspirada na teoria clássica de turbulência de Kolmogorov e sua aplicação a sistemas biológicos complexos.
- **Teoria das catástrofes:** Baseada no formalismo matemático para modelar transições abruptas entre estados estáveis.

4.2 NEURODINÂMICA DOS ESTADOS COMPLEXOS

A dinâmica de neurotransmissores em estados emocionais turbulentos é modelada pela equação diferencial estocástica:

$$dN/dt = \alpha F_e - \beta F_i + \xi(t)$$

em que:

- $N(t)$: concentração de neurotransmissores (mol/L)
- F_e : força excitatória, modelando inputs estimulantes
- F_i : força inibitória, representando mecanismos regulatórios
- α, β : constantes cinéticas específicas do neurotransmissor
- $\xi(t)$: ruído estocástico gaussiano

4.3 PARÂMETROS DO REYNOLDS EMOCIONAL

Parâmetro	Símbolo	Valor (Unidade)	Descrição
Flutuação de Potencial	ΔV	50 mV	Variação neural típica
Comprimento de Coerência	L_c	10 mm	Escala espacial cortical
Viscosidade Neural	ν_e	0,5 mm ² /s	Resistência ao fluxo
Escala de Disfunção	T_{dis}	100 s	Tempo de desorganização
Duração do Estado	τ	(variável) s	Componente temporal

Fonte: Elaborado pelo autor. Limiar crítico: $R_e, \text{crítico} = 2000$.

5 IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL DO MDEI

5.1 ESTRUTURA ALGORÍTMICA

O MDEI opera como uma camada intermediária em arquiteturas de IA, resolvendo numericamente a equação por meio de métodos adaptativos como Euler modificado ou Runge-Kutta de 4^a ordem. A implementação segue princípios de engenharia de software para sistemas críticos, garantindo robustez e reproduzibilidade.

5.2 CAMADA MDEI EM ARQUITETURA NEURAL

O MDEI pode ser implementado como uma camada personalizada em PyTorch ou TensorFlow, funcionando como um filtro emocional que modula as representações internas da rede neural. Esta abordagem permite:

- Processamento diferenciável end-to-end
- Integração com mecanismos de atenção

- Adaptação dinâmica baseada no estado emocional do usuário

5.3 PROCESSO DE INFERÊNCIA VETORIAL

O pipeline de inferência do MDEI compreende quatro etapas principais:

1. Pré-processamento de entrada: Utilização de modelos de linguagem pré-treinados (ex.: BERT) para extração de características semânticas e emocionais do texto de entrada.
2. Cálculo do vetor u: Mapeamento das características extraídas para o espaço tridimensional (c , i , τ) por meio de redes neurais especializadas.
3. Aplicação da função F: Evolução temporal do estado por meio da integração numérica da EDO.
4. Ajuste dinâmico da resposta: Modulação da saída do sistema baseada no estado emocional computado e no valor de R_e .

6 INTEGRAÇÃO EXPERIMENTAL DO MDEI EM LLMS

6.1 FLUXO DE INTERPRETAÇÃO CONVENCIONAL EM LLMS

Os Large Language Models (LLMs) seguem tradicionalmente o pipeline: embedding → self-attention → decodificação. O MDEI propõe a adição de uma camada afetiva que modula este processo, permitindo respostas contextualmente apropriadas ao estado emocional inferido.

6.2 EXTENSÃO VETORIAL PROPOSTA

O vetor u é injetado no prompt do LLM por meio de uma representação JSON estruturada:

```
{"MDEI": {"c": 2.0, "i": 0.8, "tau": 3.5, "Ree": 142.3}}
```

6.3 ALGORITMO MIDDLEWARE

O algoritmo middleware implementa a integração do MDEI com LLMs através de um processo de inferência emocional, evolução dinâmica do estado e modulação do prompt baseada no número de Reynolds Emocional. O sistema utiliza métodos de integração numérica para atualizar o vetor de estado e determina automaticamente o tom da resposta baseado no limiar crítico de turbulência emocional.

7 ESTUDO DE CASO: APLICAÇÕES DO MDEI

O MDEI apresenta potencial de aplicação em diversos domínios em que a compreensão e resposta a estados emocionais são críticas:

- **Large Language Models (LLMs):** Integração com GPT, Gemini, ou Claude para geração de respostas empáticas e contextualmente apropriadas, melhorando a experiência do usuário em assistentes virtuais.
- **Chatbots Pessoais:** Desenvolvimento de agentes conversacionais que adaptam tom, profundidade e estilo de comunicação baseados no estado emocional inferido do usuário.
- **Telemedicina e Saúde Mental:** Identificação precoce de padrões emocionais indicativos de depressão, ansiedade ou outros transtornos, permitindo intervenções terapêuticas oportunas.
- **Atendimento ao Cliente:** Sistemas de suporte que ajustam automaticamente suas respostas com base no estado emocional detectado, melhorando a satisfação e resolução de problemas.
- **Educação Adaptativa:** Plataformas de ensino que modificam estratégias pedagógicas baseadas no estado afetivo do estudante, otimizando o processo de aprendizagem.

8 TABELA DE SENTIMENTOS VETORIAIS

A tabela a seguir integra o modelo circunplexo de Russell, em que emoções são mapeadas em dimensões de valência e ativação, adaptadas ao vetor tridimensional $u = (c, \iota, \tau)$ do MDEI:

Sentimento	c (Valência)	ι (Intensidade)	τ (Duração)
Alegria	0,8	0,7	1,2
Tristeza	-0,6	0,8	2,5
Raiva	-0,7	0,9	1,8
Medo	-0,8	0,9	2,0
Surpresa	0,3	0,9	0,5
Confusão	-0,2	0,6	1,5
Frustração	-0,5	0,7	2,2
Empatia	0,6	0,5	1,8
Calma	0,4	0,3	3,0
Ansiedade	-0,4	0,8	2,8
Curiosidade	0,5	0,6	1,0
Orgulho	0,7	0,6	1,5
Vergonha	-0,6	0,7	2,0
Esperança	0,6	0,5	2,5
Tédio	-0,3	0,2	3,5

Fonte: Adaptado do modelo circunplexo de Russell para o framework MDEI.

9 EXEMPLOS DE CÁLCULOS VETORIAIS DO MDEI

9.1 EXEMPLO 1: TRISTEZA PROLONGADA

Para um estado de tristeza prolongada caracterizado por $u = (-0,6, 0,8, 2,5)$:

$$\|u\| = \sqrt{(-0,6)^2 + 0,8^2 + 2,5^2} = \sqrt{0,36 + 0,64 + 6,25} = \sqrt{7,25} \approx 2,69$$

O valor elevado da norma reflete a intensidade e persistência temporal características de episódios depressivos.

9.2 EXEMPLO 2: EUFORIA LEVE

Para um estado de euforia leve representado por $u = (0,8, 0,7, 1,2)$:

$$\|u\| = \sqrt{(0,8^2 + 0,7^2 + 1,2^2)} = \sqrt{(0,64 + 0,49 + 1,44)} = \sqrt{2,57} \approx 1,60$$

A norma relativamente baixa indica um estado emocional positivo mas transitório.

9.3 EXEMPLO 3: ANSIEDADE INTENSA

Para um estado de ansiedade intensa caracterizado por $u = (-0,4, 0,9, 2,8)$:

$$\|u\| = \sqrt{((-0,4)^2 + 0,9^2 + 2,8^2)} = \sqrt{(0,16 + 0,81 + 7,84)} = \sqrt{8,81} \approx 2,97$$

O valor elevado combinado com alta intensidade ($\iota = 0,9$) e duração prolongada ($\tau = 2,8$) caracteriza um estado emocionalmente turbulento.

10 CONCLUSÃO

O Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI) propõe uma representação vetorial tridimensional inovadora para estados cognitivo-afetivos, fundamentada rigorosamente em álgebra vetorial, sistemas dinâmicos não lineares e neurociência computacional. A analogia com hidrodinâmica, por meio do número de Reynolds Emocional, enriquece significativamente a modelagem de transições emocionais complexas, oferecendo insights quantitativos sobre fenômenos tradicionalmente qualitativos.

As principais contribuições deste trabalho incluem:

1. Formalização matemática rigorosa de estados emocionais por meio de vetores tridimensionais
2. Desenvolvimento do conceito de Reynolds Emocional para quantificar turbulência afetiva
3. Implementação computacional robusta integrável com frameworks modernos de IA
4. Demonstração de aplicabilidade em sistemas de IA conversacional e saúde mental

As aplicações potenciais do MDEI abrangem assistentes cognitivos, sistemas de saúde mental digital e interfaces humano-computador empáticas. A integração com Large Language Models

representa um avanço significativo em direção a sistemas de IA mais humanos e contextualmente conscientes.

Os desafios futuros concentram-se na validação empírica rigorosa dos parâmetros do modelo por meio de estudos controlados com dados fisiológicos e comportamentais. A calibração dos limiares de turbulência emocional requer experimentação extensiva com populações diversas, considerando variações culturais e individuais na expressão afetiva.

O MDEI representa um passo significativo em direção à criação de sistemas de IA verdadeiramente empáticos, capazes de compreender e responder adequadamente à complexidade emocional humana.

11 NOTAS FINAIS DO AUTOR

Este trabalho nasceu de uma necessidade pessoal profundamente enraizada: como pessoa no espectro autista, enfrento desafios significativos na expressão e compreensão de emoções, tanto próprias quanto alheias. A modelagem vetorial do MDEI representa uma tentativa de criar uma linguagem matemática objetiva para fenômenos emocionais subjetivos, buscando desenvolver sistemas de IA capazes de captar nuances emocionais sutis como ansiedade, sobrecarga sensorial e desregulação afetiva.

A motivação central é tornar a tecnologia mais acessível e empática para pessoas neurodivergentes, criando interfaces que se adaptem às necessidades emocionais específicas de cada usuário. Este artigo constitui um esforço para humanizar a IA por meio da matematização rigorosa das emoções, estabelecendo pontes entre a objetividade computacional e a subjetividade humana.

A esperança é que o MDEI contribua para o desenvolvimento de tecnologias assistivas mais eficazes, sistemas terapêuticos digitais e interfaces humano-computador verdadeiramente inclusivas, beneficiando não apenas a comunidade neurodivergente, mas todos os usuários que buscam interações tecnológicas mais naturais e empáticas.

AGRADECIMENTOS

Agradeço profundamente à minha família pelo apoio incondicional durante o desenvolvimento desta pesquisa, especialmente nos momentos de maior desafio pessoal relacionados às dificuldades de comunicação emocional. Aos colegas da ZENNE Tecnologia, expresso gratidão pela colaboração na validação inicial do MDEI e pelas discussões técnicas que enriqueceram este trabalho.

Reconheço também a contribuição inestimável da comunidade acadêmica internacional, cujos trabalhos fundamentaram teoricamente esta proposta. Particular agradecimento aos pesquisadores do MIT Media Lab, cujos estudos pioneiros em computação afetiva inspiraram esta investigação. Finalmente, dedico este trabalho à comunidade neurodivergente, na esperança de que contribua para o desenvolvimento de tecnologias mais inclusivas e empáticas.

REFERÊNCIAS

- ABADI, M. et al. TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous systems. [S. l.]: [s.n.], 2015.
- AGARWAL, V.; MYRSETH, T.; NIJBOER, M. Generative AI and social interaction: the promise and perils. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, [S. l.], v. 121, n. 23, p. e2401194121, 2024.
- BARRETT, L. F. et al. Emotional expressions reconsidered: challenges to inferring emotion from human facial movements. *Psychological Science in the Public Interest*, [S. l.], v. 20, n. 1, p. 1-68, 2019.
- BRACEWELL, R. N. *The Fourier transform and its applications*. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.
- BREAKSPEAR, M. Dynamic models of large-scale brain activity. *Nature Neuroscience*, [S. l.], v. 20, n. 3, p. 340-352, 2017.
- BUTCHER, J. C. *Numerical methods for ordinary differential equations*. 3. ed. Chichester: Wiley, 2016.
- CHANCELLOR, S.; DE CHOUDHURY, M. Methods in predictive techniques for mental health status on social media: a critical review. *NPJ Digital Medicine*, [S. l.], v. 3, n. 1, p. 1-11, 2020.
- CLARK, A. Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*, [S. l.], v. 36, n. 3, p. 181-204, 2013.
- DAYAN, P.; ABBOTT, L. F. *Theoretical neuroscience: computational and mathematical modeling of neural systems*. Cambridge: MIT Press, 2001.
- FIRTH, J. et al. The efficacy of smartphone-based mental health interventions for depressive symptoms: a meta-analysis of randomized controlled trials. *World Psychiatry*, [S. l.], v. 16, n. 3, p. 287-298, 2017.
- FREEMAN, W. J. *How brains make up their minds*. New York: Columbia University Press, 2000.
- GERSTNER, W. et al. *Neuronal dynamics: from single neurons to networks and models of cognition*. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.
- IZHIKEVICH, E. M. *Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting*. Cambridge: MIT Press, 2007.
- KOLMOGOROV, A. N. The local structure of turbulence in incompressible viscous fluid for very large Reynolds numbers. *Doklady Akademii Nauk SSSR*, [S. l.], v. 30, n. 4, p. 301-305, 1941.
- PASZKE, A. et al. PyTorch: an imperative style, high-performance deep learning library. *Advances in Neural Information Processing Systems*, [S. l.], v. 32, p. 8024-8035, 2019.

PICARD, R. W. Affective computing. Cambridge: MIT Press, 1997.

RUSSELL, J. A. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, [S. l.], v. 39, n. 6, p. 1161-1178, 1980.

SCHERER, K. R. What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, [S. l.], v. 44, n. 4, p. 695-729, 2005.

VASWANI, A. et al. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, [S. l.], p. 5998-6008, 2017.

YIN, Y.; JIA, N.; WAKSLAK, C. J. AI can help people feel heard, but an AI label diminishes this impact. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, [S. l.], v. 121, n. 23, p. e2401194121, 2024.

ZENNTECH. MDEI: código-fonte completo. [S. l.]: GitHub, [s.d.]. Disponível em: <https://github.com/zennetech/MDEI>. Acesso em: 23 jul. 2025.