



Fundamentação vetorial e estabilidade emocional computacional: uma arquitetura para IA cognitivo-afetiva baseada em Lyapunov

Vector foundation and computational emotional stability: an architecture for Lyapunov-based cognitive-affective AI

Fundamento vectorial y estabilidad emocional computacional: una arquitectura para la IA cognitivo-afectiva basada en Lyapunov

DOI: 10.55905/revconv.18n.7-297

Originals received: 6/23/2025

Acceptance for publication: 7/17/2025

Tiago Aguioncio Vieira

Graduando em Engenharia Mecânica

Instituição: Universitário das Faculdades Metropolitanas Unidas (FMU)

Endereço: Vila Velha – Espírito Santo, Brasil

E-mail: tiago.avieira18@gmail.com

Orcid: <https://orcid.org/0009-0008-6009-6063>

RESUMO

Este artigo apresenta o aprimoramento do Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), um arcabouço matemático-computacional para a modelagem de estados cognitivos-emocionais em sistemas de Inteligência Artificial. No MDEI, cada estado interno é representado por um vetor tridimensional adaptativo, indo além das 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 (Instituições como MIT, 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. O MDEI oferece um quadro robusto para IAs adaptativas e resilientes frente à complexidade emocional, apontando caminhos para aplicações em assistentes cognitivos, saúde mental e educação. A metodologia proposta integra princípios de neurociência computacional, física de sistemas complexos e matemática aplicada, estabelecendo uma base teórica sólida para o desenvolvimento de sistemas de IA emocionalmente inteligentes. O modelo introduz conceitos inovadores como o número de Reynolds Emocional para quantificar transições entre regimes emocionais, analogias hidrodinâmicas para descrever fluxos emocionais no cérebro, e critérios de estabilidade baseados em Lyapunov para garantir robustez do sistema. Por fim, discute-se criticamente a validação empírica de parâmetros do modelo, ressaltando a necessidade de experimentação futura com dados neurofisiológicos reais para calibração e validação dos parâmetros propostos.

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. In MDEI, each internal state is represented by an adaptive three-dimensional vector, surpassing traditional discrete symbolic approaches. The formalism is built on solid grounds 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. 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.

Keywords: Artificial Intelligence, cognitive computing, dynamical systems, vector modeling, emotional dynamics.

RESUMEN

Este artículo presenta la mejora del Modelo de Dinámica de Estados Internos (ISDM), un marco matemático-computacional para modelar estados cognitivo-emocionales en sistemas de Inteligencia Artificial. 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 (de instituciones como el MIT y Stanford, así como artículos recientes en revistas de prestigio), contextualizando el ISDM en el panorama de la IA como una extensión cognitiva y analizando su contribución a interacciones humano-máquina más naturales. El ISDM ofrece un marco robusto para IA adaptativas y resilientes que enfrentan la complejidad emocional, señalando el camino para aplicaciones en asistentes cognitivos, salud mental y educación. La metodología propuesta integra principios de neurociencia computacional, física de sistemas complejos y matemáticas aplicadas, estableciendo una sólida base teórica para el desarrollo de sistemas de IA emocionalmente inteligentes. El modelo introduce conceptos innovadores como el número de Reynolds Emocional para cuantificar las transiciones entre regímenes emocionales, analogías hidrodinámicas para describir los flujos emocionales en el cerebro y criterios de estabilidad basados en Lyapunov para garantizar la robustez del sistema. Finalmente, se analiza críticamente la validación empírica de los parámetros del modelo, destacando la necesidad de realizar experimentos futuros con datos neurofisiológicos reales para calibrar y validar los parámetros propuestos.

Palabras clave: Inteligencia artificial, computación cognitiva, sistemas dinámicos, modelado vectorial, modelado emocional.



1 INTRODUÇÃO

A busca por uma Inteligência Artificial capaz de não apenas processar informações, mas também de compreender e interagir com estados internos dinâmicos é uma das fronteiras mais desafiadoras da computação moderna. Esse desafio alimenta a computação cognitiva, a qual evolui de modelos simplificados para abordagens dinâmicas sofisticadas, inspiradas no funcionamento do cérebro humano. Nesse contexto, a IA é concebida cada vez mais como uma extensão das capacidades cognitivas humanas (CLARK, 2013).

Pesquisas recentes em periódicos de alto impacto (por exemplo, YIN; JIA; WAKSLAK, 2024; AGARWAL; MYRSETH; NIJBOER, 2024) demonstram que sistemas generativos avançados (LLMs) apresentam comportamentos que se alinham a funções cognitivas humanas, indicando potencial de sinergia homem-máquina. Portanto, inovar na forma de representar estados internos -- incluindo emoções -- pode ampliar a adaptabilidade e empatia de sistemas de IA.

Este trabalho revisita e reformula inteiramente o Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), preservando sua base conceitual e matemática, mas aprimorando a notação, a didática e a implementação computacional. Os objetivos específicos incluem:

- a) Apresentar o formalismo matemático de forma estruturada, incluindo definições vetoriais e critérios de estabilidade;
- b) Discutir métodos numéricos e de análise de sinais para simular a dinâmica dos estados;
- c) Introduzir um submodelo analógico para a turbulência emocional, usando analogias da hidrodinâmica e neurodinâmica;
- d) Explorar aplicações potenciais do MDEI em IA cognitivo-afetiva.

2 FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS DO MDEI

2.1 ESPAÇO DE ESTADOS COGNITIVOS

Define-se o Espaço de Estados Cognitivos (EEC) como um subespaço vetorial \mathbb{R}^3 dotado do produto interno canônico $\langle \cdot, \cdot \rangle$. Cada estado cognitivo interno (ECI) é representado por um vetor $u = [c, \iota, \tau]^T \in \mathbb{R}^3$, cujas componentes possuem interpretações distintas:



- a) c (Componente Semântica/Conceitual): valor real que codifica a identidade ou natureza semântica do estado interno (por exemplo, foco de atenção, memória ativa, etc.);
- b) ι (Intensidade Operacional): valor real $\iota \in [0,1]$ que representa a magnitude normalizada ou relevância do estado cognitivo, correspondente à sua "força" ou saliência no sistema;
- c) τ (Duração Temporal Implícita): valor real associado à dimensão temporal do estado, como sua duração, latência ou histórico de ativação.

A energia ou saliência total do estado é quantificada pela norma Euclidiana induzida, chamada Módulo do Estado:

$$\|u\| = \sqrt{c^2 + \iota^2 + \tau^2} \quad (1)$$

Essa norma oferece uma métrica agregada da relevância de um estado em um dado instante. A Tabela 1 exemplifica estados cognitivos internos fictícios e seus módulos, ilustrando que vetores diferentes ($u \neq v$) podem ter similar magnitude. Os valores são puramente hipotéticos, servindo apenas para demonstrar a representação vetorial e o cálculo de $\|u\|$.

Tabela 1 - Exemplos Conceituais de Estados Cognitivos Internos (ECIs) no MDEI

Estado Cognitivo (Exemplificativo)	c	ι	τ	$\ u\ $
Foco Atencional	0.8	0.9	0.5	1.34
Processamento de Memória	0.7	0.6	0.7	1.18
Inibição de Resposta	-0.6	0.8	0.4	1.08
Tomada de Decisão	0.9	0.7	0.6	1.34
Reconhecimento de Padrão	0.5	0.7	0.8	1.22

Fonte: Elaborado pelo autor (2025). Valores puramente conceituais e hipotéticos, usados apenas para ilustrar a representação vetorial e o cálculo do módulo do estado.

2.2 CÁLCULO VETORIAL DE ESTADO COGNITIVO-AFETIVO

Neste apêndice, exemplificamos o cálculo do vetor de estado interno u , base do Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), no espaço tridimensional \mathbb{R}^3 .

Exemplo de Cálculo de $\|u\|$

Sejam os valores hipotéticos:



• $c = 3$ (complexidade semântica) • $\iota = 0.6$ (intensidade normalizada) • $\tau = 2$ (duração temporal)

Aplicando a norma vetorial:

$$\|u\| = \sqrt{(3^2 + 0.6^2 + 2^2)} = \sqrt{(9 + 0.36 + 4)} = \sqrt{13.36} \approx 3.66 \quad (2)$$

Esse valor representa a magnitude emocional total do vetor interno. Pode ser utilizado como entrada para equações diferenciais, controle de estados afetivos, ou ativação de fallbacks cognitivos em sistemas de IA adaptativa.

2.3 NÚMERO DE REYNOLDS EMOCIONAL (RE_E)

Para estimar a turbulência emocional do estado interno, aplica-se:

$$Re_e = (\rho_e \cdot L_c \cdot \|u\|) / (\mu_e \cdot \tau) \quad (3)$$

Onde:

• L_c é o comprimento cognitivo característico (em metros ou arbitrário) • μ_e é a viscosidade emocional estimada (valor ajustável)

Exemplo numérico: Se $L_c = 0.1$ e $\mu_e = 0.05$, então:

$$Re_e = (1.0 \cdot 0.1 \cdot 3.66) / (0.05 \cdot 2) = 0.366 / 0.1 = 3.66 \quad (4)$$

Valores altos de Re_e indicam instabilidade afetiva (turbulência emocional), exigindo simplificação semântica ou pausa da IA.



2.4 EQUAÇÃO DE EVOLUÇÃO DINÂMICA

A dinâmica temporal de cada vetor de estado $u(t)$ é descrita por uma equação diferencial ordinária (EDO) de primeira ordem no espaço \mathbb{R}^3 :

$$d^{**u^{**}}/dt = **F^{**}(**u^{**}, **P^{**}(t), t) \quad (5)$$

Onde:

F é uma função vetorial (potencialmente não linear) que define as leis de evolução do sistema. Aqui, $P(t)$ denota parâmetros ou sinais externos moduladores (como entradas sensoriais ou metas de tarefa). O módulo da derivada $\| du/dt \|$ quantifica a taxa de variação instantânea do estado, servindo como indicador de reatividade e adaptabilidade do sistema dinâmico.

2.5 CRITÉRIO DE ESTABILIDADE (LYAPUNOV)

A estabilidade dos estados cognitivos é fundamental para robustez do sistema. Diz-se que u_0 é um ponto de equilíbrio (ou atração) se $F(u_0, P, t) = 0$. Para que, após uma pequena perturbação, o sistema retorne a esse estado u_0 , aplica-se o segundo método de Lyapunov. Considere a função candidata de Lyapunov:

$$V(**u^{**}) = \frac{1}{2} \| **u^{**} - **u^{**}_0 \|^2 \quad (6)$$

que é o quadrado da distância euclidiana até u_0 . Calcula-se sua derivada temporal ao longo das trajetórias do sistema:

$$dV/dt = \langle **u^{**} - **u^{**}_0, d^{**u^{**}}/dt \rangle = \langle **u^{**} - **u^{**}_0, **F^{**}(**u^{**}, **P^{**}, t) \rangle \quad (7)$$



O estado de equilíbrio u_0 é assintoticamente estável se, em sua vizinhança, $dV/dt < 0$ para todo $u \neq u_0$. Essa condição significa que o campo F atua sempre no sentido de reduzir o desvio $\|u - u_0\|$, conduzindo o sistema de volta ao equilíbrio desejado.

3 MÉTODOS COMPUTACIONAIS PARA SIMULAÇÃO E ANÁLISE

A implementação prática do MDEI requer técnicas numéricas para resolver as EDOs e análises de sinais para interpretar os padrões dinâmicos resultantes.

3.1 DISCRETIZAÇÃO NUMÉRICA

Para resolver numericamente a EDO (5), emprega-se, por exemplo, o esquema de Crank-Nicolson (LEVEQUE, 2007), que combina estabilidade e precisão para sistemas dinâmicos contínuos. A forma discretizada (implícita) é dada por:

$$(\mathbf{u}^{n+1} - \mathbf{u}^n) / \Delta t = \frac{1}{2} \cdot [\mathbf{F}(\mathbf{u}^{n+1}, \mathbf{p}^{n+1}, t^{n+1}) + \mathbf{F}(\mathbf{u}^n, \mathbf{p}^n, t^n)] \quad (8)$$

onde $u^n = u(n\Delta t)$ e Δt é o passo de tempo. Essa fórmula equilibra o comportamento futuro e presente, garantindo estabilidade mesmo para Δt relativamente grande. O uso de métodos implícitos ou semi-implícitos é essencial quando F é não-linear.

3.2 ANÁLISE ESPECTRAL

Para identificar padrões cíclicos ou ritmos ocultos na evolução de $u(t)$, aplica-se a Transformada de Fourier (BRACEWELL, 2000). Denota-se sua representação em frequência por:

$$\hat{U}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{u}(t) e^{-i\omega t} dt \quad (9)$$



que decompõe o sinal em componentes senoidais. Analisar $|\hat{U}(\omega)|^2$ permite detectar oscilações predominantes e anomalias no processamento interno. Essa informação pode ser usada para ajustar respostas do sistema de IA às suas próprias dinâmicas internas.

3.3 ANÁLISE TEMPO-FREQUÊNCIA

Como os processos cognitivos são intrinsecamente não-estacionários, empregam-se análises tempo-frequência mais avançadas, como as transformadas de wavelet (ADDISON, 2002). Por exemplo, a Transformada Wavelet Contínua (CWT) decompõe $u(t)$ em componentes localizadas em tempo e escala:

$$W_{\psi}^{**u}(a, b) = 1/\sqrt{a} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} u(t) \cdot \psi^*[(t - b)/a] dt \quad (10)$$

onde ψ é a wavelet-mãe, a é a escala (inverso de frequência) e b é a translação temporal. Essa análise captura eventos transitórios e a evolução das oscilações neurais em diferentes escalas, oferecendo um retrato mais rico da dinâmica cognitiva ao longo do tempo.

```
# Simula a dinâmica do vetor de estado cognitivo (MDEI)
u = u0 # vetor inicial (c, iota, tau)
for t in range(0, T, dt):
    du = F(u, P(t), t) # taxa de variação (EDO)
    u = u + du * dt # integração (Euler explícito)
```

4 MODELO DE TURBULÊNCIA EMOCIONAL

A modelagem de estados emocionais complexos evoluiu de descrições qualitativas para formalismos matemáticos rigorosos. O modelo de Turbulência Emocional proposto integra princípios de neurociência computacional, física de sistemas complexos e matemática aplicada. No entanto, é fundamental tratar criticamente a validação empírica de certos parâmetros do modelo: muitos são tratados como metas teóricas, ainda não confirmadas experimentalmente.



4.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O modelo de turbulência emocional apoia-se em três pilares principais:

- a) Dinâmica neural não-linear: Conforme indicado por estudos de Walter J. Freeman (FREEMAN, 1999), a atividade neural pode exibir atratores caóticos e itinerância caótica, sugerindo que o cérebro opera em regimes não-lineares complexos;
- b) Analogias hidrodinâmicas: Inspiradas na teoria clássica da turbulência (KOLMOGOROV, 1941), onde o espectro de energia obedece à lei de potência $E(k) \propto k^{-5/3}$. De forma análoga, Buzsáki (BUZSÁKI, 2013) observa escalas livres em oscilações cerebrais (como ritmos gama), sugerindo uma "energia" neural distribuída similar à cascata turbulenta;
- c) Teoria das Catástrofes: Desenvolvida por René Thom (THOM, 1975), fornece uma estrutura para compreender transições abruptas nos estados de um sistema, aqui interpretadas como mudanças repentinas de emoções.

4.2 NEURODINÂMICA DOS ESTADOS COMPLEXOS

Em termos de neurociência, a dinâmica da concentração de neurotransmissores $N(t)$ em uma região neural pode ser descrita por uma equação de balanço de fluxo e ruído sináptico:

$$dN/dt = J_{exc} - J_{inh} + \xi(t) \quad (11)$$

Onde:

J_{exc} e J_{inh} são os fluxos excitatórios e inibitórios de neurotransmissores, e $\xi(t)$ representa flutuações (ruído). Estudos de Freeman (FREEMAN, 1999) e Tsuda (TSUDA, 2001) revelaram que a atividade neural de base exponencial apoia alta fluidez cognitiva e emocional, justificada por dinâmicas caóticas de redes neurais. Essa equação formaliza qualitativamente o balanço entre excitação e inibição na microdinâmica cerebral.



4.3 MODELO MATEMÁTICO ANÁLOGO

4.3.1 Número de Reynolds Emocional

Analogamente à hidrodinâmica, define-se o número de Reynolds Emocional (Re_e) para quantificar a transição entre regimes emocionais laminar e turbulento. Ele é uma medida adimensional dada por:

$$Re_e = (\rho_e \cdot \Delta\phi \cdot L_c) / (\mu_e \cdot t_d \cdot \tau) \quad (12)$$

Onde:

$\Delta\phi$ é a flutuação média de potencial (em mV), L_c é um comprimento de coerência neural (mm), μ_e é a viscosidade neural efetiva (mm²/s), t_d é uma escala temporal de disfunção, e τ é a duração implícita do estado. Na prática, valores altos de Re_e indicam regimes caóticos ou turbulentos. A Tabela 2 resume valores conceituais desses parâmetros. O limiar crítico sugerido (ilustrativo) é $Re_{e,crit} = 100$, acima do qual o comportamento emocional torna-se turbulento. Naturalmente, esses parâmetros são hipotéticos e exigiriam calibração empírica através de dados neurofisiológicos.

Tabela 2 - Parâmetros Conceituais para o número de Reynolds Emocional (Re_e)

Parâmetro	Descrição	Faixa Hipotética
$\Delta\phi$	Flutuação de potencial (amplitude média)	10-50 mV
L_c	Comprimento de coerência neural	1-10 mm
μ_e	Viscosidade neural efetiva	0.1-1.0 mm ² /s

Fonte: Elaborado pelo autor (2025). Limiar Crítico (hipotético): $Re_e > 100$ indica regimes turbulentos. Os valores são ilustrativos e não validados empiricamente.

4.3.2 Equações Adaptadas de Navier-Stokes

Para descrever o fluxo emocional no cérebro, adaptam-se as equações de Navier- Stokes clássicas:

$$\rho \cdot [\partial^{**}u^{**}/\partial t + (**u^{**} \cdot \nabla) **u^{**}] = -\nabla p + \mu \nabla^2 **u^{**} + **F^{**}_{ext} - \lambda **u^{**} \quad (13)$$



onde u é um campo de velocidade emocional, p representa a pressão cognitiva (relacionada à carga de trabalho mental ou estresse), F_{ext} é a força externa (estímulos ambientais), λ é um coeficiente de decaimento (representando homeostase neural) e ρ , μ são densidade/viscosidade efetivas. O termo de decaimento λu modela a tendência de retorno ao equilíbrio neural, em acordo com estudos sobre a rede de modo padrão (RAICHLE *et al.*, 2001). Essa analogia hidrodinâmica oferece uma visão intuitiva de como estados emocionais estáveis podem transitar para comportamentos complexos sob certas condições.

5 IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL DO MDEI

A implementação prática do Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI) exige uma arquitetura híbrida que combine interpretabilidade matemática com flexibilidade de redes neurais modernas. A seguir, descrevemos os principais componentes computacionais necessários para aplicar o MDEI em sistemas de IA reais, como assistentes virtuais, tutores cognitivos e agentes conversacionais.

5.1 ESTRUTURA ALGORÍTMICA

O MDEI funciona como uma camada intermediária entre a percepção e a decisão. Um pseudocódigo de base já foi apresentado anteriormente (ver seção 3), e agora expandimos com o foco em sua tradução computacional:

- Cada estado emocional é representado como vetor tridimensional $u = [c, \iota, \tau]$;
- O tempo contínuo t é discretizado em janelas temporais para facilitar o uso em modelos baseados em batch training;
- A equação diferencial $du/dt = F(u, P, t)$ é resolvida numericamente via métodos explícitos, como Euler ou Runge-Kutta de 4ª ordem.

5.2 CAMADA MDEI EM ARQUITETURA NEURAL

A proposta computacional mais promissora é desenvolver o MDEI como uma camada personalizada (custom layer) em frameworks como:



- a) PyTorch - via `torch.nn.Module`, com a função `forward()` computando a atualização vetorial baseada nos parâmetros emocionais e nas entradas textuais;
 - b) TensorFlow - via `tf.keras.layers.Layer`, com suporte à integração com LLMs.
- Essa camada pode ser inserida antes da geração textual, funcionando como um "filtro emocional" da entrada (prompt) ou da saída (resposta).

5.3 PROCESSO DE INFERÊNCIA VETORIAL

Durante a inferência:

- a) A entrada do usuário (texto ou voz) é pré-processada por uma rede de análise semântica-emocional (ex: BERT + classificador);
- b) O vetor u é calculado com base na inferência emocional (ex: tristeza leve $\rightarrow u = [-0.3, 0.4, 0.6]$);
- c) A função de transição F é aplicada para ajustar o estado;
- d) A resposta é modificada dinamicamente conforme o estado emocional detectado.

5.4 VALIDAÇÃO POR SIMULAÇÃO

O modelo pode ser testado em ambientes como:

- a) OpenAI API (GPT-4) com wrapper que altera o prompt dinamicamente com base no vetor u ;
- b) Dialogflow ou Rasa com middleware que implementa a EDO emocional;
- c) Simulação via scripts em Python com controle vetorial em tempo real para avaliar transições de estado (`u_history`).

5.5 INTEGRAÇÃO COM DADOS REAIS

Para uso realista, o sistema deve integrar sensores ou modelos de entrada emocional, como:

- a) Classificadores treinados em MELD, DEAP, SEMAINE, ou EmotionLines;
- b) Análise de prosódia (voz) com OpenSMILE ou Praat;
- c) Análise textual com modelos de classificação multilabel para emoção e carga cognitiva.



5.6 CÓDIGO E REPRODUTIBILIDADE

O repositório oficial (em construção) está hospedado em:

<https://github.com/zennetech/MDEI>. Ele conterá:

- a) Scripts para cálculo do número de Reynolds Emocional;
- b) Camada MDEILayer (mdei.py) em PyTorch;
- c) Exemplo de integração com GPT-4 usando prompts adaptativos;
- d) Testes unitários e arquivos Jupyter com simulações.

Exemplo de Código - Inferência Simples em Python

```
import numpy as np
```

```
class MDEILayer:
```

```
def init (self):
```

```
pass
```

```
def update_state(self, u, context):
```

```
# Simula a inferência emocional e atualização do estado # Este é um placeholder  
simplificado para demonstração c, iota, tau = u
```

```
if "frustração" in context.lower(): c_new = c + 0.1
```

```
iota_new = iota + 0.05
```

```
tau_new = tau + 0.2
```

```
elif "alegria" in context.lower(): c_new = c - 0.1
```

```
iota_new = iota - 0.05 tau_new = tau - 0.1
```

```
else:
```

```
c_new = c iota_new = iota tau_new = tau
```

```
# Garante que iota esteja entre 0 e 1 iota_new = np.clip(iota_new, 0.0, 1.0) return  
[c_new, iota_new, tau_new]
```

```
def generate_adaptive_response(self, query, u_new): c, iota, tau = u_new
```



```
if iota > 0.7 and c > 0:
```

```
    return f"Entendo sua frustração. Posso ajudar com outra abordagem?"
```

```
elif iota < 0.3 and c < 0:
```

```
    return f"Que ótimo! Como posso continuar a ajudar?"
```

```
else:
```

```
    return f"Certo. Como posso ajudar com '{query}'?"
```

```
# Exemplo de uso:
```

```
# Simulando estado emocional: frustração crescente
```

```
u = [3, 6, 2] # [complexidade, intensidade, duração] context = "Usuário reclamando  
várias vezes seguidas." mdei = MDEILayer()
```

```
u_new = mdei.update_state(u, context)
```

```
response = mdei.generate_adaptive_response("O que posso fazer?", u_new)  
print(response)
```

```
# >> "Entendo sua frustração. Posso ajudar com outra abordagem?"
```

6 INTEGRAÇÃO EXPERIMENTAL DO MDEI EM LLMS

6.1 FLUXO DE INTERPRETAÇÃO CONVENCIONAL EM LLMS

Modelos de linguagem de grande escala (LLMs) seguem, de forma canônica, o pipeline embedding → self-attention → decodificação autoregressiva (VASWANI *et al.*, 2017).

Ainda que exibam notável competência semântica, estudos recentes indicam que a codificação afetiva permanece implícita, sem manutenção explícita de um estado emocional persistente (BROWN *et al.*, 2020). Classificadores externos podem atribuir rótulos discretos ou valores de valência-excitação (PORIA *et al.*, 2020), porém tais valores são recalculados a cada interação e têm influência limitada sobre o mecanismo principal de geração.



6.2 EXTENSÃO VETORIAL PROPOSTA (CAMADA MDEI)

Nesta proposta, cada interação gera um vetor $u = [c, i, \tau]$, atualizado pela equação diferencial ordinária (EDO):

$$d^{**}u^{**}/dt = **F^{**}(**u^{**}, **P^{**}(t), t) \quad (14)$$

O número de Reynolds Emocional Re_e determina se o fallback afetivo é acionado. O vetor resultante é convertido em cabeçalho no formato JSON e injetado no prompt do modelo de linguagem, preservando assim a arquitetura original, conforme prática recente de affective prompt engineering (LI; QIAN; LIU, 2024).

Exemplo de cabeçalho JSON inserido no prompt:

```
{"MDEI":{"c":2, "i":0.8, "tau":3.5, "Ree":142}}
```

6.3 ALGORITMO MIDDLEWARE (PSEUDOCÓDIGO PYTHON)

```
def mdei_middleware(user_text, u_prev, t_now):  
    # Inferência emocional  
    c_hat, i_hat, tau_hat = infer_emotion(user_text)  
  
    # Atualização dinâmica  
    u_dot = F([c_hat, i_hat, tau_hat], params(t_now), t_now)  
    u_next = u_prev + dt * u_dot  
  
    # Cálculo do número de Reynolds emocional
```



6.4 PROTOCOLO DE TESTE EMPÍRICO IN SITU

O seguinte procedimento exemplifica um protocolo simplificado para validação preliminar do método proposto:

- a) Inicializar o vetor emocional inicial u_0 e o valor crítico $Re_{e,crit}$;
- b) Inserir manualmente o cabeçalho JSON gerado pelo middleware antes de cada mensagem enviada ao LLM;
- c) Registrar, a cada interação, os valores de Re_e e o tom qualitativo da resposta;
- d) Observar qualitativamente a alteração do tom (de neutro para empático) quando Re_e ultrapassar o valor crítico.

6.5 LIMITAÇÕES E PRÓXIMOS PASSOS

Os parâmetros adotados ($Re_{e,crit}$, F) são atualmente heurísticos, requerendo calibração sistemática futura com bases multimodais apropriadas, como CMU-MOSEI e MELD (PORIA *et al.*, 2020). Ensaio quantitativos controlados do tipo A/B, comparando o modelo de linguagem puro (LLM) e o modelo com a camada MDEI integrada (LLM+MDEI), estão previstos como trabalhos futuros fundamentais para validação empírica robusta.

7 ESTUDO DE CASO: APLICAÇÕES DO MDEI

O MDEI foi projetado para potencialmente revolucionar a interação de sistemas de IA com usuários humanos, ao introduzir uma camada vetorial de processamento emocional. Diferentemente de abordagens puramente simbólicas ou estatísticas, o MDEI permite que a IA reconheça e simule estados internos afetivos em tempo real. Algumas aplicações exemplares incluem:

7.1 GRANDES MODELOS DE LINGUAGEM (LLMs)

Frameworks como GPT, Gemini ou Claude podem integrar o MDEI como um módulo de pré-processamento. Isso habilita ajuste das respostas não apenas pelo contexto semântico, mas



também pelo estado emocional estimado do usuário, promovendo interações mais empáticas e humanizadas.

7.2 CHATBOTS PESSOAIS E COMPANHEIROS COGNITIVOS

O MDEI viabiliza agentes que monitoram oscilações emocionais ao longo do tempo e adaptam comportamento, tom de voz e profundidade de resposta. Essa capacidade é útil em:

- a) Assistentes terapêuticos;
- b) Tutores digitais;
- c) Plataformas de suporte emocional, onde a empatia dinâmica é crucial.

7.3 TELEMEDICINA E PSICOLOGIA DIGITAL

Integrado a sistemas de saúde mental, o modelo pode identificar padrões vetoriais associados a estresse, ansiedade ou apatia, acionando intervenções automáticas como:

- a) Lembretes de respiração;
- b) Triage clínica;
- c) Escalonamento a profissionais.

Isso amplia a sensibilidade clínica da IA com base em medidas computacionais replicáveis.

7.4 ATENDIMENTO AO CLIENTE E SISTEMAS COGNITIVOS DE CALL CENTER

Em contact centers automatizados, o MDEI permite que a IA interprete emoções do cliente (como frustração ou confusão) e adapte sua estratégia de conversa. Por exemplo, pode:

- a) Direcionar chamadas críticas para agentes humanos;
- b) Suavizar o tom da resposta em situações de risco, melhorando a experiência do usuário.



8 NOTAS FINAIS DO AUTOR - ORIGEM PESSOAL E PROPÓSITO DA PESQUISA

Este trabalho começou de forma prática: eu estava desenvolvendo um sistema de IA orquestradora modular, com múltiplos módulos inteligentes para entender comandos de voz, sentimentos, decisões e linguagem. A arquitetura era boa. O sistema funcionava. Mas algo me incomodava -- ele não me entendia de verdade.

Sou autista. Tenho dificuldades reais de expressar e lidar com certos sentimentos, e percebi que os sistemas de IA não captavam isso. Eles não percebiam quando eu estava ansioso, confuso ou sobrecarregado. Reagiam como máquinas, frias, mesmo quando o que eu precisava era de compreensão.

Foi aí que veio o estalo: e se eu modelasse os sentimentos como vetores? Direção, intensidade e tempo. Uma linguagem matemática que não depende de empatia humana, mas que pode ser ensinada à máquina. E mais: que representa de forma objetiva algo que, pra mim, sempre foi subjetivo e difícil de explicar.

Sempre sonhei com uma IA que me acompanhasse de verdade. Que entendesse meu tom de voz, meu ritmo de fala, e até meus silêncios. Que se adaptasse ao meu estado interno e fosse capaz de mudar a resposta conforme o meu momento. Algo que fosse mais do que um assistente -- quase um tradutor emocional.

Esse artigo é minha forma de transformar essa busca pessoal em ciência. Ele é técnico, é matemático, mas é também profundamente humano. Porque por trás de cada vetor, cada equação, existe uma tentativa sincera de tornar a inteligência artificial menos artificial -- e mais sensível à realidade de pessoas como eu.

9 CONCLUSÃO

Este artigo formulou o Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), que introduz uma representação vetorial tridimensional $u = [c, \iota, \tau]$ para estados cognitivo-afetivos em sistemas de IA. Fundamentado em matemática aplicada (com ênfase em álgebra vetorial, equações diferenciais, estabilidade de Lyapunov e transformadas espectrais), o MDEI amplia a capacidade adaptativa de agentes artificiais diante da complexidade emocional humana.



A analogia com conceitos de hidrodinâmica, como o número de Reynolds Emocional, oferece uma rica interpretação das transições entre estabilidade afetiva e turbulência no sistema. Além disso, a arquitetura computacional proposta permite simulação contínua de estados internos, com aplicações potenciais em agentes conversacionais, plataformas de saúde mental, sistemas educacionais adaptativos e assistentes cognitivos.

Nota metodológica: Os valores utilizados nas Tabelas 1 e 2, embora inspirados em literatura neuropsicológica e dados fisiológicos médios, têm caráter ilustrativo. Foram projetados para demonstrar a operacionalização vetorial do modelo, não constituindo parâmetros validados empiricamente. Para rigor científico, recomenda-se replicação dos experimentos com dados reais (neuroimagem, EEG ou sensores afetivos) e recalibração dos parâmetros usando bases como o Human Connectome Project (VAN ESSEN *et al.*, 2013) ou dados de neurociência pública.

Em síntese, o MDEI representa um avanço na computação emocional vetorial, oferecendo fundação robusta para IAs mais interpretáveis, afetivamente responsivas e alinhadas a princípios neurocientíficos. Próximos passos incluem validação experimental dos parâmetros do modelo e desenvolvimento de protótipos funcionais com runtime emocional adaptativo.



REFERÊNCIAS

- ADDISON, P. S. The Illustrated Wavelet Transform Handbook. CRC Press, 2002.
- AGARWAL, V.; MYRSETH, T.; NIJBOER, M. Generative AI and Social Interaction: The Promise and Perils. Proceedings of the National Academy of Sciences USA, v. 121, n. 14, p. e2319112122, 2024.
- BRACEWELL, R. N. The Fourier Transform and Its Applications. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.
- BROWN, T. B. *et al.* Language Models Are Few-Shot Learners. arXiv Preprint arXiv:2005.14165, 2020.
- BUZSÁKI, G. Neural Syntax: Language of the Brain. Oxford: Oxford University Press, 2013.
- CLARK, A. Whatever Next? Predictive Brains, Situated Agents, and the Future of Cognitive Science. Behavioral and Brain Sciences, v. 36, n. 3, p. 181-204, 2013.
- FREEMAN, W. J. How Brains Make up Their Minds. New York: Columbia University Press, 1999.
- KOLMOGOROV, A. N. The Local Structure of Turbulence in Incompressible Viscous Fluid for Very Large Reynolds Numbers. Doklady Akademii Nauk SSSR, v. 30, n. 4, p. 301- 305, 1941.
- LEVEQUE, R. J. Finite Difference Methods for Ordinary and Partial Differential Equations. SIAM, 2007.
- LI, C.; QIAN, J.; LIU, Z. Affective Prompt Engineering for Large-Scale Language Models. In: Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (Findings), p. 1234-1245, 2024.
- PORIA, S. *et al.* Emotion Recognition from Text: A Review. IEEE Transactions on Affective Computing, 2020.
- RAICHLE, M. E. *et al.* A Default Mode of Brain Function. Proceedings of the National Academy of Sciences USA, v. 98, n. 2, p. 676-682, 2001.
- THOM, R. Structural Stability and Morphogenesis. Reading, MA: Benjamin, 1975.
- TSUDA, I. Toward an Interpretation of Dynamic Neural Activity in Terms of Chaotic Dynamical Systems. Behavioral and Brain Sciences, v. 24, n. 5, p. 793-810, 2001.
- VAN ESSEN, D. C. *et al.* The Wu-Minn Human Connectome Project: An Overview. NeuroImage, v. 80, p. 62-79, 2013.



VASWANI, A. *et al.* Attention Is All You Need. In: Advances in Neural Information Processing Systems, 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 USA, v. 121, n. 14, p. e2319112121, 2024.



APÊNDICES

APÊNDICE A - TABELA DE SENTIMENTOS VETORIAIS

A tabela a seguir representa uma proposta de mapeamento vetorial de emoções, organizando sentimentos segundo sua intensidade, duração e direção semântica no espaço \mathbb{R}^3 . A metodologia foi inspirada por estudos de neurociência e computação afetiva (FREEMAN, 1991; PICARD, 1997).

Tabela 3 - Tabela Vetorial de Sentimentos

Sentimento	Intensidade (ι)	Duração (τ)	Direção (c)
Alegria	Alta	Média	Positiva
Tristeza	Alta	Longa	Negativa
Raiva	Muito Alta	Curta	Negativa
Surpresa	Média	Curta	Neutra
Desânimo	Baixa	Longa	Negativa
Esperança	Média	Longa	Positiva
Ansiedade	Alta	Intermitente	Caótica

Fonte: Elaborado pelo autor (2025). Esses dados serão úteis para calibrar os vetores u utilizados no MDEI. A construção dessa tabela baseou-se em uma análise qualitativa de expressões emocionais em datasets como EMOBANK, MELD e o modelo dimensional PAD.

APÊNDICE B - TESTE DE VALIDAÇÃO COGNITIVO- AFETIVO

Este teste busca avaliar a percepção da IA sobre os vetores emocionais e validar a interpretação do modelo MDEI frente a estados cognitivos complexos.

Cenário 1 - Frustração com Tecnologia: "Já é a terceira vez que tento e não funciona!"

Resultado Esperado: ι alto, τ médio, c negativo \rightarrow Ação: Resposta direta e empática.

Cenário 2 - Euforia Inesperada: "Uau, isso é incrível! Eu não esperava por isso!"

Resultado Esperado: ι alto, τ curto, c positivo \rightarrow Ação: Resposta estimulante e validatória.

Esses testes são fundamentais para treinar sistemas LLMs a responderem com sensibilidade emocional sem sobrecarga computacional.



APÊNDICE C - EXEMPLOS DE CÁLCULOS VETORIAIS DO MDEI

Exemplo 1: Um usuário expressa tristeza prolongada.

$$u = [-0.7, 0.8, 0.9]$$

$$\|**u**\| = \sqrt{(-0.7)^2 + (0.8)^2 + (0.9)^2} = \sqrt{0.49 + 0.64 + 0.81} = \sqrt{1.94} \approx 1.39$$

(15)

Exemplo 2: Estado emocional de euforia leve e breve:

$$u = [0.5, 0.6, 0.2]$$

$$\|**u**\| = \sqrt{(0.5)^2 + (0.6)^2 + (0.2)^2} = \sqrt{0.25 + 0.36 + 0.04} = \sqrt{0.65} \approx 0.81$$

(16)

Esses valores alimentam o modelo dinâmico e são transformados em entradas para o cálculo do número de Reynolds Emocional (Re_e) e avaliação da turbulência interna.