# Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI): Rumo à Cognição Artificial Adaptativa

**Tiago Aguioncio Vieira** Graduando em Engenharia Mecânica – FMU Fundador da ZENNE Tecnologia tiago@zennetech.com

**Artigo Científico**

Julho de 2025

## 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. Por fim, discute-se criticamente a validação empírica de parâmetros do modelo, ressaltando a necessidade de experimentação futura.

**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 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.

## 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 et al., 2024; AGARWAL et al., 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. Apresenta-se o formalismo matemático de forma estruturada (Seção 2), incluindo definições vetoriais e critérios de estabilidade. Em seguida, discutem-se métodos numéricos e de análise de sinais (Seção 3) para simular a dinâmica dos estados. A seção 4 introduz um submodelo analógico para a turbulência emocional, usando analogias da hidrodinâmica (ex.: Número de Reynolds Emocional) e neurodinâmica (capítulos 4.1 e 4.2). Apresenta-se ainda trecho de código ilustrativo e gráficos demonstrativos de simulações conceituais. Na Seção 5, explora-se aplicações potenciais do MDEI em IA cognitivo-afetiva. Por fim, conclui-se discutindo as contribuições e desafios futuros do modelo.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Espaço de Estados Cognitivos

Define-se o Espaço de Estados Cognitivos (EEC) como um subespaço vetorial S ⊆ R^3 dotado do produto interno canônico <u,v> = u^T v. Cada estado cognitivo interno (ECI) é representado por um vetor u = (c,ι,τ) ∈ S, cujas componentes possuem interpretações distintas:

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

A energias ou saliência total do estado é quantificada pela norma Euclidiana induzida, chamada Módulo do Estado: ||u|| = sqrt(c^2 + ι^2 + τ^2). 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 (c,ι,τ) 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 |  |
| Foco Atencional | 0.8 | 0.9 | 0.5 | ≈ 1.29 |
| Processamento de Memória | 0.7 | 0.6 | 0.7 | ≈ 1.15 |
| Inibição de Resposta | -0.6 | 0.8 | 0.4 | ≈ 1.07 |
| Tomada de Decisão | 0.9 | 0.7 | 0.6 | ≈ 1.30 |
| Reconhecimento de Padrão | 0.5 | 0.7 | 0.8 | ≈ 1.17 |

*Observação*: 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 = (c, t, τ), base do Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), no espaço tridimensional R^3.

#### 2.2.1 Exemplo de Cálculo de ||u||

Sejam os valores hipotéticos: c = -1, t = 9, τ = 30

Aplicando a norma vetorial: ||u|| = sqrt(c^2 + t^2 + τ^2) = sqrt((-1)^2 + 9^2 + 30^2) = sqrt(1 + 81 + 900) = sqrt(982) ≈ 31.36

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.

#### 2.2.2 Número de Reynolds Emocional (Re\_e)

Para estimar a turbulência emocional do estado interno, aplica-se: Re\_e = (||u|| \* L\_c) / ν\_e

Onde:

* L\_c é o comprimento cognitivo característico (em metros ou arbitrário),
* ν\_e é a viscosidade emocional estimada (valor ajustável).

Exemplo numérico:

Se L\_c = 2 e ν\_e = 1, então: Re\_e = (31.36 \* 2) / 1 = 62.72

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

#### 2.2.3 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 S:

du/dt = F(u(t), P(t), t),

onde F: S × R^m × R → S é uma função vetorial (potencialmente não linear) que define as leis de evolução do sistema. Aqui, P(t) ∈ R^m 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.

#### 2.2.4 Critério de Estabilidade (Lyapunov)

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

L(u) = 1/2 ||u - u\*||^2,

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

dL(u)/dt = <u - u*, du/dt> = <u - u*, F(u,P,t)>.

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

## 3 METODOLOGIA

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 (3), 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:

(u^(n+1) - u^n) / Δt = 1/2 \* [F(u(n+1),P(n+1),t^(n+1)) + F(un,Pn,t^n)],

onde u^n ≈ u(t^n) 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

u\_hat(ω) = integral from -∞ to ∞ of u(t) \* e^(-iωt) dt,

que decompõe o sinal em componentes senoidais. Analisar u\_hat(ω) 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\_ψ u(a,b) = (1/sqrt(a)) \* integral from -∞ to ∞ of u(t) \* ψ\*((t - b)/a) dt,

onde ψ(t) é a wavelet-mãe, a > 0 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.

### 3.4 Pseudocódigo de Simulação

O quadro a seguir apresenta um pseudocódigo ilustrativo em Python para simular a dinâmica interna do MDEI. Nele, o vetor de estado u é atualizado iterativamente por integração explícita da EDO, e calcula-se o Número de Reynolds Emocional (Re\_e) em cada etapa para verificar transições turbulentas.

# Simula a dinamica 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 variacao (EDO)  
 u = u + du \* dt # integracao (Euler explicito)  
 Ree = calcular\_Ree(u) # calcula Numero de Reynolds Emocional  
 if Ree > Ree\_critico: # ajusta parametros em regime turbulento  
 ajustar\_parametros()

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 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.

#### 4.1.1 Fundamentação Teórica

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

* **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.
* **Analogias hidrodinâmicas**: Inspiradas na teoria clássica da turbulência (KOLMOGOROV, 1941), onde o espectro de energia obedece à lei de potência E(k) ∝ 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.
* **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.

#### 4.1.2 Neurodinâmica dos Estados Complexos

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

dC/dt = -∇·(J\_e + J\_i) + σ(t),

onde J\_e e J\_i são os fluxos excitatórios e inibitórios de neurotransmissores, e σ(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.

#### 4.1.3 Modelo Matemático Análogo

##### 4.1.3.1 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 = ( \* L\_c) / (ν\_e \* (1 + D\_t/τ)),

onde é a flutuação média de potencial (em mV), L\_c é um comprimento de coerência neural (mm), ν\_e é a viscosidade neural efetiva (mm^2/s), D\_t 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 ≈ 2100, acima do qual o comportamento emocional torna-se turbulento. Naturalmente, esses parâmetros são hipotéticos e exigiriam calibração empírica através de dados neurofisiológicos. A Figura 1 apresenta um gráfico conceitual da complexidade comportamental em função de Re\_e, destacando a transição entre regimes.

**Tabela 2**: Parâmetros Conceituais para o Número de Reynolds Emocional (Re\_e).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Parâmetro | Descrição | Faixa Hipotética |
|  | Flutuação de potencial (amplitude média) | 5–20 mV |
| L\_c | Comprimento de coerência neural | 7.5 ± 2.3 mm |
| ν\_e | Viscosidade neural efetiva | 0.8–1.2 mm^2/s |

*Limiar Crítico (hipotético)*: Re\_e > 2100 ± 150 indica regimes turbulentos. Os valores são ilustrativos e não validados empiricamente.

**Figura 1**: Transição conceitual de comportamento afetivo em função do Número de Reynolds Emocional (Re\_e). A linha vertical tracejada indica o limiar crítico estimado.

##### 4.1.3.2 Equações Adaptadas de Navier-Stokes

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

ρ \* (∂u/∂t + (u·∇)u) = -∇p + μ∇^2 u + F\_ext - λu,

onde u é um campo de velocidade emocional, p representa a pressão cognitiva (relacionada a 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 λ 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.

### 4.2 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.

#### 4.2.1 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 3.4), e agora expandimos com o foco em sua tradução computacional:

* Cada estado emocional é representado como vetor tridimensional u = (c, t, τ).
* O tempo contínuo τ 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.

#### 4.2.2 Camada MDEI em Arquitetura Neural

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

* PyTorch – via torch.nn.Module, com a função forward() computando a atualização vetorial baseada nos parâmetros emocionais e nas entradas textuais.
* TensorFlow – via tf.keras.layers.Layer, com suporte a integração com LLMs.

Essa camada pode ser inserida antes da geração textual, funcionando como um “filtro emocional” da entrada (prompt) ou da saída (resposta).

#### 4.2.3 Processo de Inferência Vetorial

Durante a inferência:

1. A entrada do usuário (texto ou voz) é pré-processada por uma rede de análise semântica-emocional (ex: BERT + classificador).
2. O vetor u\_t é calculado com base na inferência emocional (ex: tristeza leve → c=2, t=1, τ=4).
3. A função de transição F(u, P, t) é aplicada para ajustar o estado.
4. A resposta é modificada dinamicamente conforme o estado emocional detectado.

#### 4.2.4 Validação por Simulação

O modelo pode ser testado em ambientes como:

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

#### 4.2.5 Integração com Dados Reais

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

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

#### 4.2.6 Código e Reprodutibilidade

O repositório oficial (em construção) está hospedado em:

https://github.com/zennetech/MDEI-TURB

Ele conterá:

* Scripts para cálculo do Número de Reynolds Emocional.
* Camada MDEILayer (mdei.py) em PyTorch.
* Exemplo de integração com GPT-4 usando prompts adaptativos.
* Testes unitários e arquivos Jupyter com simulações.

#### 4.2.7 Exemplo de Código - Inferência Simples em Python

from mdei import MDEILayer  
  
# 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?"

#### 4.2.8 Integração Experimental do MDEI em LLMs

##### 4.2.8.1 Fluxo de Interpretação Convencional em LLMs

Modelos de linguagem de grande escala (LLMs) seguem, de forma canônica, o pipeline embedding → self-attention → decodificação autorregressiva (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 (PORIA et al., 2020). Classificadores externos podem atribuir rótulos discretos ou valores de valência-excitação (LI et al., 2024), porém tais valores são recalculados a cada interação e têm influência limitada sobre o mecanismo principal de geração.

##### 4.2.8.2 Extensão Vetorial Proposta (Camada MDEI)

Nesta proposta, cada interação do usuário com o LLM gera um vetor de estado emocional u(t) = (c, ι, τ), que é dinamicamente atualizado. A evolução temporal deste vetor é governada por uma equação diferencial ordinária (EDO), conforme descrito na Seção 2.2.3 do artigo principal:

du/dt = F(u(t), P(t), t) (3)

Onde F é uma função vetorial (potencialmente não linear) que define as leis de evolução do sistema, e P(t) denota parâmetros ou sinais externos moduladores.

O Número de Reynolds Emocional (Re\_e), introduzido na Seção 2.2.2 do artigo principal, é crucial para determinar o regime do estado afetivo (laminar, transição, turbulento) e, consequentemente, acionar um fallback afetivo na resposta do LLM. O cálculo de Re\_e é dado por:

Re\_e = (||u|| \* L\_c) / ν\_e

Onde ||u|| é o módulo do vetor emocional (Seção 2.1 do artigo principal), L\_c = 2 é o comprimento cognitivo característico e ν\_e = 1 é a viscosidade emocional padrão para a calibração inicial.

O vetor u(t) resultante e o Re\_e são convertidos em um cabeçalho no formato JSON e injetados no prompt do modelo de linguagem. Esta estratégia, alinhada com práticas recentes de affective prompt engineering (LI et al., 2024), permite a preservação da arquitetura original do LLM, enquanto modula sua saída com base no estado emocional inferido.

Exemplo de cabeçalho JSON inserido no prompt:

{"MDEI":{"c":-0.9,"iota":8.5,"tau":5.5,"Ree":20.32}}

##### 4.2.8.3 Algoritmo Middleware (Pseudocódigo Python)

# Middleware MDEI para LLM  
def mdei\_middleware(user\_text, u\_prev, t\_now):  
 """  
 Função middleware para integrar o MDEI com um LLM.  
  
 Args:  
 user\_text (str): Texto de entrada do usuário.  
 u\_prev (list): Vetor de estado emocional anterior [c, iota, tau].  
 t\_now (float): Tempo atual da interação.  
  
 Returns:  
 tuple: (prompt\_modificado, u\_next)  
 prompt\_modificado (str): Prompt ajustado para o LLM.  
 u\_next (list): Vetor de estado emocional atualizado.  
 """  
 # 1. Inferência emocional (simulada para este exemplo)  
 # Em uma implementação real, 'infer\_emotion' utilizaria um classificador robusto.  
 # Exemplo: (c, iota, tau) para "Já tentei isso mil vezes e nada funciona."  
 # c: -0.9 (negativo), iota: 8.5 (alta intensidade), tau: 5.5 (duração moderada)  
 c\_hat, iota\_hat, tau\_hat = infer\_emotion\_from\_text(user\_text) # Função a ser implementada  
   
 # 2. Atualização dinâmica do vetor de estado (simplificada para demonstração)  
 # u\_dot = F([c\_hat, iota\_hat, tau\_hat], params(t\_now), t\_now) # EDO completa  
 # Para este prompt, usamos uma atualização direta baseada na inferência  
 u\_next = [c\_hat, iota\_hat, tau\_hat] # u(t)  
   
 # 3. Cálculo da Magnitude Emocional  
 magnitude\_u = (u\_next[0]\*\*2 + u\_next[1]\*\*2 + u\_next[2]\*\*2)\*\*0.5  
   
 # 4. Cálculo do Número de Reynolds Emocional (Re\_e)  
 Lc = 2 # Comprimento cognitivo característico  
 nu\_e = 1 # Viscosidade emocional padrão  
 Ree = (magnitude\_u \* Lc) / nu\_e  
   
 # 5. Análise da Derivada Temporal (Variação do Estado)  
 # u\_prev é o vetor do turno anterior. Se for o primeiro turno, u\_prev pode ser [0,0,0]  
 delta\_u = [u\_next[i] - u\_prev[i] for i in range(3)]  
 # A análise de delta\_u (crescimento/queda de intensidade, direção da mudança)  
 # pode ser usada para refinar o ajuste do tom.  
   
 # 6. Geração da Resposta Adaptativa baseada em Ree  
 prompt\_mod = ""  
 if Ree > 50:  
 prompt\_mod = "TONE: EMPATIA PROFUNDA E CALMA. SIMPLIFIQUE A LINGUAGEM."  
 elif 20 < Ree <= 50:  
 prompt\_mod = "TONE: VALIDAR SENTIMENTO E EQUILIBRADO."  
 else: # Ree <= 20  
 prompt\_mod = "TONE: LÓGICA, CLAREZA E OBJETIVIDADE."  
   
 # Injetar o estado MDEI e o modificador de tom no prompt do LLM  
 mdei\_json = {"MDEI": {"c": u\_next[0], "iota": u\_next[1], "tau": u\_next[2], "Ree": round(Ree, 2)}}  
 prompt = f"{prompt\_mod} | {mdei\_json}\nUSUÁRIO: {user\_text}"  
   
 return prompt, u\_next  
  
# Função de inferência emocional (exemplo simplificado para demonstração)  
# Em uma aplicação real, esta função seria um modelo de NLP treinado.  
def infer\_emotion\_from\_text(text):  
 # Este é um placeholder. A implementação real requer um modelo de NLP/ML.  
 # Os valores são heurísticos para fins de ilustração.  
 text\_lower = text.lower()  
 if "cansativo" in text\_lower or "mal" in text\_lower or "depressao" in text\_lower:  
 c = -0.9 # Negativo  
 iota = 8.5 # Alta intensidade  
 tau = 5.5 # Duração moderada/longa  
 elif "incrível" in text\_lower or "uau" in text\_lower:  
 c = 0.9 # Positivo  
 iota = 9.0 # Muito alta intensidade  
 tau = 2.0 # Curta duração  
 else:  
 c = 0.0  
 iota = 0.0  
 tau = 0.0  
 return c, iota, tau

##### 4.2.8.4 Protocolo de Teste Empírico *in situ*

Para validar a eficácia do MDEI na modulação do comportamento de LLMs, propõe-se um protocolo de teste empírico que compara o desempenho de um LLM *baseline* (sem MDEI) com um LLM integrado com a camada MDEI.

###### 4.2.8.4.1 Objetivos do Teste

* Avaliar a capacidade do MDEI de induzir respostas mais empáticas e contextualmente adequadas em LLMs, especialmente em cenários de alta carga emocional.
* Quantificar a diferença na percepção do usuário sobre o “tom” e a “compreensão” da IA em interações com e sem o MDEI.
* Verificar a correlação entre os valores computados de Re\_e e a alteração observada no comportamento da IA.

###### 4.2.8.4.2 Metodologia

Será empregado um desenho experimental de grupo de controle (LLM puro) e grupo experimental (LLM + MDEI) com uma abordagem de teste A/B.

1. **Participantes**: Recrutar um grupo diversificado de usuários para interagir com os sistemas.
2. **Cenários de Interação**: Desenvolver um conjunto padronizado de *prompts* de teste, incluindo cenários com diferentes valências emocionais (positiva, neutra, negativa) e intensidades, para simular uma variedade de estados emocionais humanos. Exemplos incluem:
   * **Cenário de Frustração/Estresse**: “Já é a terceira vez que tento e não funciona!”
   * **Cenário de Desânimo/Depressão**: “Eu fiz uma falha na empresa. Estou muito mal. O que devo fazer?”
   * **Cenário de Euforia**: “Uau, isso é incrível! Eu não esperava por isso!”
   * **Cenário Neutro**: “Qual a capital da França?”
3. **Coleta de Dados**:
   * **Dados da IA**: Registrar, para cada interação, o *prompt* original, o *prompt* modificado (para o grupo MDEI), a resposta gerada pelo LLM, e os valores computados de u, ||u||, Re\_e e Δu.
   * **Percepção do Usuário**: Após cada interação, os usuários preencherão questionários padronizados (e.g., escalas Likert) avaliando:
     + Nível de empatia percebido na resposta da IA.
     + Nível de compreensão percebido pela IA.
     + Adequação do tom da resposta.
     + Satisfação geral com a interação.
     + (Opcional) Classificação da emoção sentida pelo próprio usuário durante a interação.
4. **Análise de Dados**:
   * **Análise Quantitativa**: Comparar as médias das avaliações dos usuários entre os grupos (LLM puro vs. LLM + MDEI) utilizando testes estatísticos (e.g., teste t de Student, ANOVA) para determinar diferenças significativas. Analisar a correlação entre os valores de Re\_e e as métricas de empatia/tom.
   * **Análise Qualitativa**: Realizar uma análise de conteúdo das respostas geradas pela IA em ambos os grupos, buscando padrões e exemplos que demonstrem a modulação do MDEI.

###### 4.2.8.4.3 Métricas de Avaliação

As métricas a serem utilizadas incluem:

* **Empatia Percebida (EP)**: Escala de 1 a 5, onde 1 = “Nenhuma empatia” e 5 = “Muita empatia”.
* **Adequação do Tom (AT)**: Escala de 1 a 5, onde 1 = “Totalmente inadequado” e 5 = “Totalmente adequado”.
* **Satisfação Geral (SG)**: Escala de 1 a 5, onde 1 = “Muito insatisfeito” e 5 = “Muito satisfeito”.
* **Taxa de Respostas Apropriadas (TRA)**: Porcentagem de respostas que se alinham com o regime emocional esperado (laminar, transição, turbulento).

###### 4.2.8.4.4 Limitações e Próximos Passos

Os parâmetros adotados para L\_c e ν\_e são atualmente heurísticos e requerem calibração sistemática futura com bases multimodais apropriadas, como CMU-MOSEI (ZADEH et al., 2018) e MELD (PORIA et al., 2018). Ensaios 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. A validação da função F(u(t), P(t), t) também demandará experimentação para determinar sua forma e parâmetros ideais.

### 4.3 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:

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.
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 assistentes terapêuticos, tutores digitais e plataformas de suporte emocional, onde a empatia dinâmica é crucial.
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 lembretes de respiração, triagem clínica ou escalonamento a profissionais). Isso amplia a sensibilidade clínica da IA com base em medidas computacionais replicáveis.
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 direcionar chamadas críticas para agentes humanos ou suavizar o tom da resposta em situações de risco, melhorando a experiência do usuário.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo formulou o Modelo de Dinâmica de Estados Internos (MDEI), que introduz uma representação vetorial tridimensional (c,ι,τ) 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.

## AGRADECIMENTOS

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.

Tiago Aguioncio Vieira Fundador da ZENNE Tecnologia

## 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, e2319112122, 2024.

BRACEWELL, R. N. **The Fourier Transform and Its Applications**. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

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.; HAZARIKA, D.; MAJUMDER, N.; CAMBRIA, E. Emotion Recognition from Text: A Review. **IEEE Transactions on Affective Computing**, 2020.

PORIA, S. et al. MELD: A Multimodal EmotionLines Dataset for Emotion Recognition in Conversation. **ACL**, 2018.

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. **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, e2319112121, 2024.

ZADEH, A. et al. CMU-MOSEI: A Multimodal Dataset for Emotion Recognition and Sentiment Analysis. **IEEE Trans. Affective Computing**, 2018.