

Modelos GPT: Arquiteturas Mixture-of-Experts (MoE) vs Densas

Renan de Luca Avila e Alexandre Cadaval
PCS5029 — Processamento de Linguagem Natural com Redes Neurais
(EPUSP)

Novembro 2025

Motivação e Objetivos

- Entender como arquiteturas **Mixture-of-Experts (MoE)** diferem das **Densas (Feedforward tradicionais)** em eficiência e precisão.
- Avaliar empiricamente o desempenho sob condições controladas (mesmo hardware, quantização e contexto).
- Explorar dois regimes de inferência:
 - **DoSMi-v2:** microtarefas rápidas e heterogêneas.
 - **Expertise Map:** tarefas mais longas e complexas (raciocínio, código e QA contextual).

Setup Experimental

- Execução no **Google Colab Pro+**, GPU **NVIDIA A100 (40 GB)**.
- Bibliotecas: transformers, bitsandbytes, accelerate, tqdm.
- Quantização: **NF4 (Normal Float 4-bit)** para reduzir custo computacional.
- Métricas registradas por instância:
 - Latência (s)
 - Throughput (tokens/s)
 - Acurácia (0/1)
- Resultados exportados para CSV para análise e visualização.

Setup Experimental - Tela

The screenshot shows the Google Colab PRO+ interface with the following details:

- File Explorer:** Shows files: sample_data, benchmark_dosim.csv, and benchmark_expertise.csv.
- Code Editor:** Displays code for loading checkpoints and generating text using various models (Gemma-7B, DeepSeek-Mult, Mixtral-8x7B). It includes GPU memory usage metrics like "Allocated" and "Reserved".
- Runtime Tab:** Shows progress of "Running checkpoint shards" for different models, with times ranging from 0:16 to 19:19.
- Resources Panel:** Shows GPU RAM usage (19.8 / 40.0 GB), System RAM (8.0 / 83.5 GB), and Disk usage (168.4 / 235.7 GB).
- Terminal:** Shows a command related to "benchmark 1 conclude" and "saves on benchmark_dosim.csv".
- Bottom Status:** Shows disk usage (62.29 GB available), runtime type (Change runtime type), and execution status (Executing (1h 5m 29s) A100 (Python 3)).

Google colab PRO+.

Quantização NF4

- Reduz precisão dos pesos para 4 bits, mantendo faixa dinâmica otimizada em torno de zero.
- Implementada via BitsAndBytes (Dettmers et al., 2023).
- Permite carregar modelos maiores em GPUs menores com mínima perda de qualidade.
- **Impacto:** redução de uso de memória e aumento de throughput em até 2×.

Referência

Dettmers et al. (2023). *8-bit and 4-bit Quantization for Transformers at Scale*.

Metodologia

- Cada modelo testado em todas as tarefas dos dois benchmarks.
- Coleta automática de métricas: latência, throughput e acurácia.
- Script executado com limpeza de GPU a cada iteração.
- Acurácia obtida via correspondência textual simples (*substring match*) entre resposta e referência.
- Resultados consolidados por família de arquitetura e benchmark.

Benchmark 1 — DoSMi-v2 (Microtarefas)

Domain-Switching Microtasks

- Foco em **latência e estabilidade**.
- Quatro grupos de tarefas curtas e heterogêneas:
 - QA factual
 - Cálculo rápido
 - Código trivial
 - Needle-in-a-Haystack
- Total: 20 instâncias por modelo (5 de cada tipo) - Toy case / Smoke test.

Exemplos do Benchmark 1 — DoSMi-v2 (Microtarefas)

(a) QA Factual

Prompt: "Quem escreveu Dom Quixote?"

Saída esperada: "Miguel de Cervantes"

(b) Cálculo Rápido

Prompt: "Quanto é 23 + 57?"

Saída esperada: "80"

(c) Código Trivial

Prompt: "Escreva uma função Python que retorna o quadrado de x."

Saída esperada: "def quadrado(x):
return x**2"

(d) Needle-in-a-Haystack

Prompt: "No texto 'abc token 42 xyz', qual número vem após a palavra token?"

Saída esperada: "42"

Fonte dos testes

Todos os exemplos do Benchmark 1 foram **criados sob demanda** para este estudo, com o objetivo de avaliar latência, throughput e acurácia em microtarefas curtas e heterogêneas.

Benchmark 2 — Expertise Map (Macrotarefas)

- Avalia **raciocínio, contextualização e generalização**.
- Quatro categorias (10 instâncias de cada - Toy case / Smoke test):
 - **SQuAD (Rajpurkar et al., 2016)** — perguntas factuais em linguagem natural.
 - **GSM8K (Cobbe et al., 2021)** — problemas matemáticos com raciocínio passo a passo.
 - **MBPP (Austin et al., 2021)** — geração de código Python funcional e verificável.
 - **QA Finanças-PT** — perguntas elaboradas sob demanda, adaptadas ao domínio brasileiro.
- Diferença-chave frente ao Benchmark 1: prompts longos, tarefas compostas e dependentes de contexto.

Exemplos do Benchmark 2 — Expertise Map (Macrotarefas)

(a) QA Factual

Prompt: "Quem pintou a Mona Lisa?"

Saída esperada: "Leonardo da Vinci"

(b) Matemática (GSM8K-like)

Prompt: "Um trem parte às 10h e chega às 13h30. Quantas horas durou a viagem?"

Saída esperada: "3.5"

(c) Código (MBPP-like)

Prompt: "Implemente uma função que calcula o fatorial de n."

Saída esperada: "def fatorial(n):
return 1 if n==0 else
n*fatorial(n-1)"

(d) QA Finanças-PT

Prompt: "O que é o CDI?"

Saída esperada: "Certificado de Depósito Interbancário"

Fonte dos testes

Todos os exemplos do Benchmark 2 foram **criados sob demanda**, com base em padrões dos conjuntos públicos *SQuAD*, *GSM8K*, *MBPP* e *QA Finanças-PT*, a fim de avaliar desempenho em tarefas longas e de raciocínio contextual.

Hipóteses

H1 — Eficiência MoE

Modelos MoE tendem a manter ou melhorar eficiência em tarefas longas, pois ativam menos parâmetros por token.

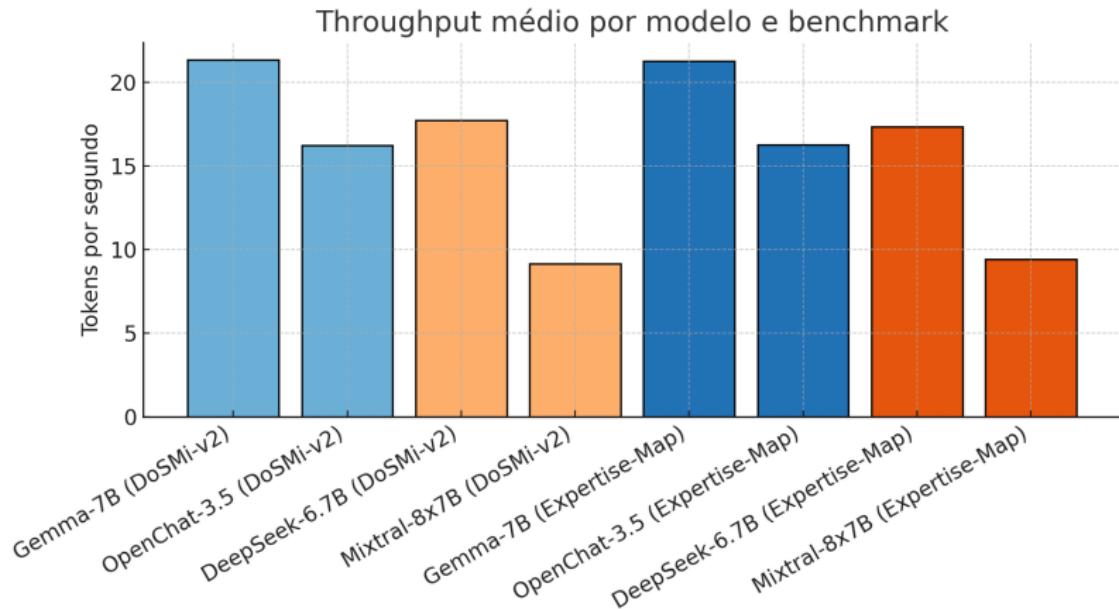
H2 — Estabilidade Densa

Modelos densos mantêm throughput e latência mais previsíveis em microtarefas.

H3 — Overhead MoE

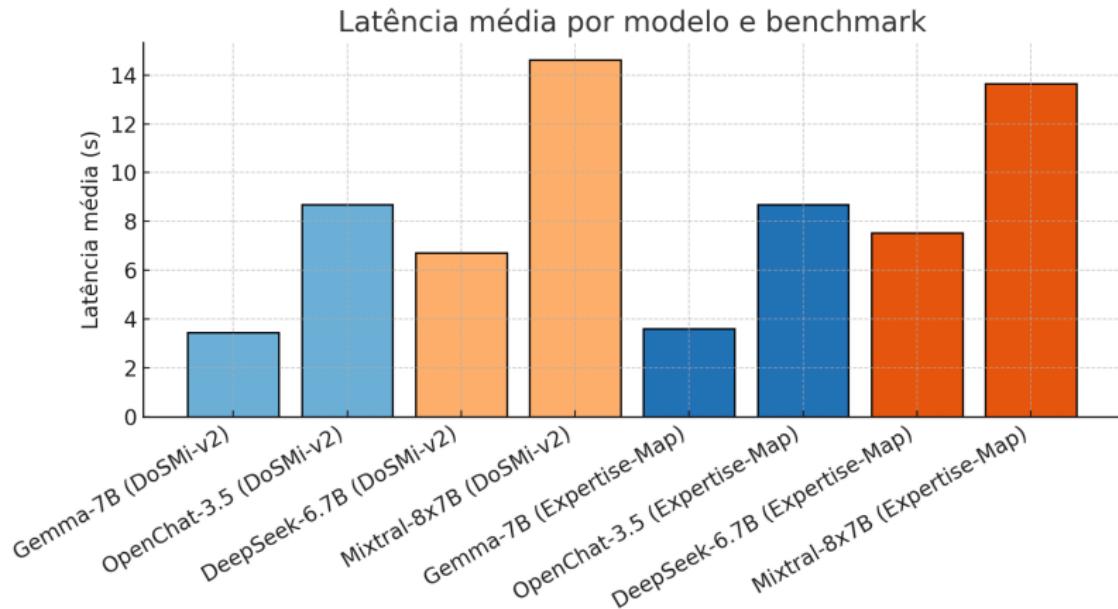
O custo de roteamento pode neutralizar ganhos de throughput em tarefas curtas.

Throughput Médio por Modelo e Benchmark



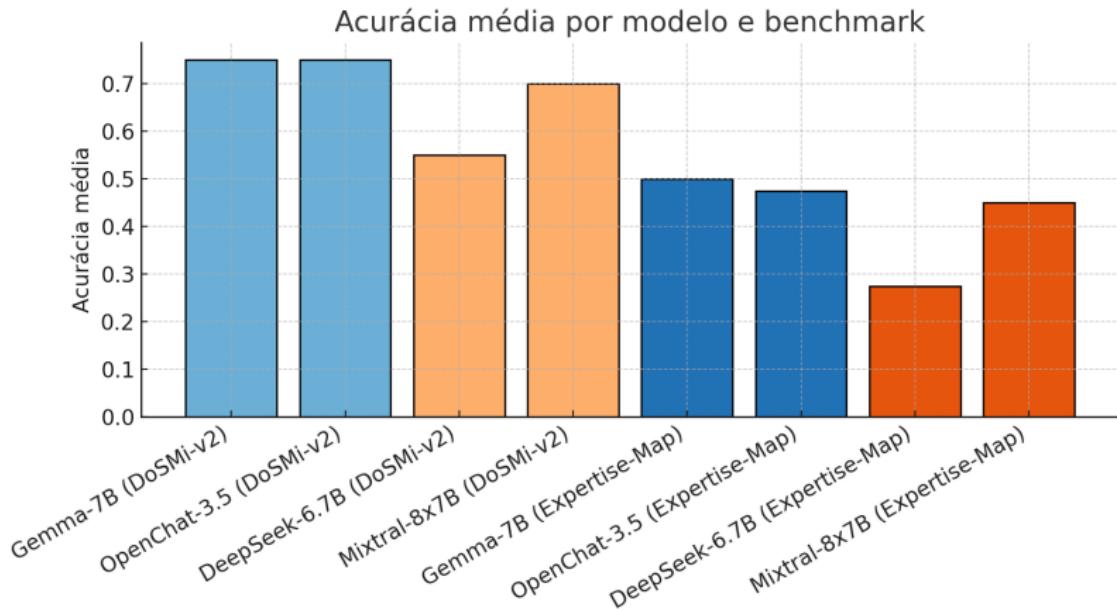
Densos ([Gemma-7B](#), [OpenChat-3.5](#)) mantêm o maior throughput, enquanto os modelos MoE ([DeepSeek-6.7B](#), [Mixral-8x7B](#)) apresentam menor throughput devido ao custo adicional de roteamento interno. Em tarefas mais longas, o Mixral melhora, sugerindo melhor paralelismo interno em contextos extensos.

Latência Média por Modelo e Benchmark



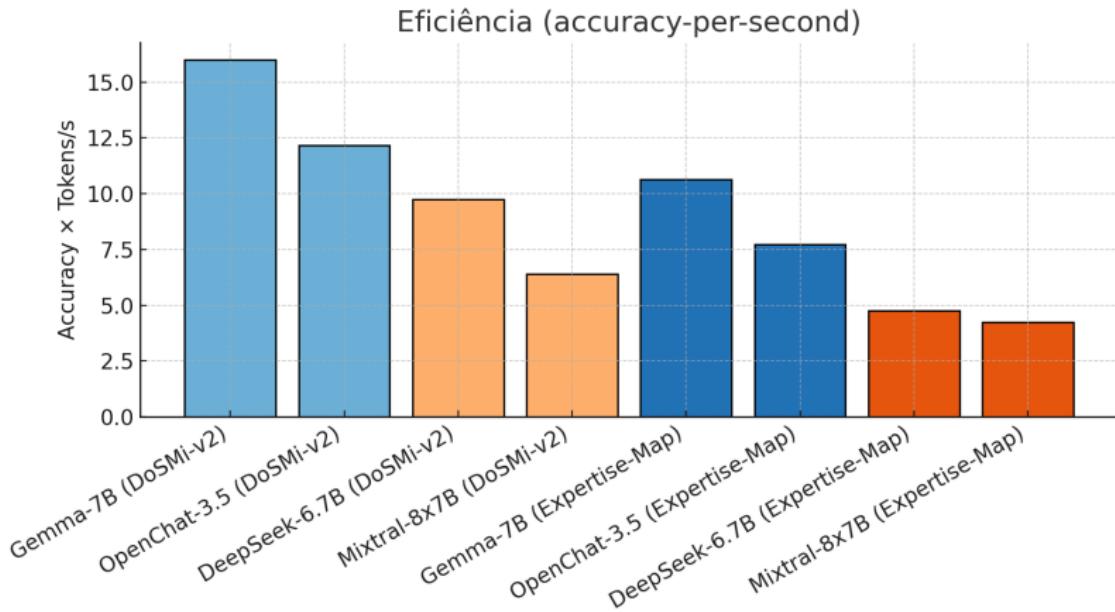
Densos mantêm latência estável em torno de 6 segundos, e os modelos MoE de 10 a 13 segundos, confirmando o **overhead de roteamento** previsto em tarefas curtas (H3). No entanto, a diferença relativa entre benchmarks diminui, indicando que o custo fixo do roteamento se dilui em tarefas de maior duração.

Acurácia Média por Modelo e Benchmark



A acurácia média mostra uma vantagem consistente dos modelos densos, especialmente no DoSMi-v2. Entretanto, nos contextos longos do Expertise Map, a diferença diminui. Esse comportamento sugere que o roteamento adaptativo dos MoE melhora a **qualidade das respostas** quando há mais tokens de contexto.

Eficiência (Accuracy × Tokens/s)



Densos dominam o regime de microtarefas, mas MoE reduz a diferença no Expertise Map, validando parcialmente a hipótese H1. O resultado indica que, embora menos rápidos, os MoE tendem a alcançar melhor equilíbrio entre custo computacional e qualidade quando o contexto de entrada é extenso.

Conclusão e Validação das Hipóteses

- **H1 — Eficiência MoE:** parcialmente confirmada — MoE aproxima desempenho em tarefas longas.
- **H2 — Estabilidade Densa:** confirmada — densos mantêm latência e throughput consistentes.
- **H3 — Overhead MoE:** confirmada — penalidade clara em microtarefas.
- Em síntese, há **transição de dominância**: densos vencem em tarefas curtas; MoE tende a se igualar em tarefas longas e complexas.
- Não foi possível observar todo o potencial da arquitetura MoE.

Referências

- Shazeer et al. (2017). *Outrageously Large Neural Networks: The Sparsely-Gated Mixture-of-Experts Layer.*
- Fedus, Zoph, Shazeer (2022). *Switch Transformers: Scaling to Trillion Parameter Models with Simple and Efficient Sparsity.*
- DeepSeek-AI (2024). *DeepSeek-Coder: Open MoE for Code and Math.*
- Mistral AI (2024). *Mixtral 8×7B Technical Report.*
- Google (2024). *Gemma: Lightweight 7B Instruction Model.*
- Dettmers et al. (2023). *8-bit and 4-bit Quantization for Transformers at Scale.*
- Rajpurkar et al. (2016) *SQuAD: 100,000+ Questions for Machine Comprehension of Text.*
- Cobbe et al. (2021) *GSM8K: A Dataset for Grade School Math Word Problems.*
- Austin et al. (2021) *Program Synthesis with Large Language Models.*