

# Escolha de Modelos SLMs

## Objetivo

Calcular um **score de raridade arquitetural** para cada modelo, priorizando modelos com **combinações únicas** de características técnicas. Isso garante:

1. **Diversidade máxima** no conjunto de modelos testados
2. **Cobertura representativa** das arquiteturas existentes
3. **Evitar redundância** entre modelos similares
4. **Identificar arquiteturas pouco representativas** que merecem atenção especial

## Características Avaliadas

A métrica considera **4 dimensões arquiteturais**:

Característica	Tipo	Exemplos	Impacto
Attention	Categórico	MHA, GQA, MLA, MoE	Mecanismo de atenção do modelo
Activation	Categórico	SwiGLU, GeGLU, ReLU	Função de ativação das camadas
Layer Norm	Categórico	RMSNorm, LayerNorm	Método de normalização
Context Window	Numérico	8K, 128K, 262K tokens	Capacidade de contexto

## Fórmula do Score de Raridade

### 1. Cálculo de Pesos Individuais

Para cada característica categórica, o peso de raridade é dado por:

$$\text{Peso}(\text{valor}) = \frac{N}{\text{contagem}(\text{valor})}$$

Onde:

- $N$  = número total de modelos no dataset
- contagem(valor) = quantas vezes aquele valor aparece

**Interpretação:** Valores raros recebem pesos altos, valores comuns recebem pesos baixos.

### 2. Normalização do Context Window

Como o Context Window é numérico e possui valores muito maiores que os pesos categóricos, aplicamos normalização:

$$\text{Peso}_{\text{Context}}^{\text{norm}} = \frac{\text{Peso}_{\text{Context}}}{\max(\text{Peso}_{\text{Context}})} \times \overline{\text{Peso}_{\text{Attention}}}$$

Isso mantém todas as características na mesma escala de grandeza.

### 3. Score Final

O score total do modelo é a **média aritmética dos 4 pesos**:

$$\text{ScoreRaridade} = \frac{\text{Peso}_{\text{Attention}} + \text{Peso}_{\text{Activation}} + \text{Peso}_{\text{LayerNorm}} + \text{Peso}_{\text{Context}}^{\text{norm}}}{4}$$

**Quanto maior o score, mais rara/única é a arquitetura do modelo.**

### Filtro de Versões

Antes do cálculo de raridade, aplicamos um **filtro de versões mais recentes**:

#### Regra

Para cada combinação de (**Família, Tamanho**), mantemos apenas a **versão mais recente**.

#### Exemplos

- **Phi-3 14B vs Phi-4 14B** → Mantém apenas **Phi-4 14B**
- **Qwen2.5 8B vs Qwen3 8B** → Mantém apenas **Qwen3 8B**
- **Llama 3.1 70B vs Llama 3.3 70B** → Mantém apenas **Llama 3.3 70B**

#### Justificativa

- Evita testar múltiplas versões do mesmo modelo base
- Prioriza arquiteturas mais modernas e otimizadas
- Reduz redundância mantendo diversidade arquitetural

### Interpretação dos Scores

#### Alta Raridade (Score > 10)

Arquiteturas diferenciadas com combinações pouco comuns:

- **DeepSeek R1**: MLA (Multi-head Latent Attention) - único com essa arquitetura
- **Falcon3**: ReLU + LayerNorm - combinação rara em modelos modernos
- **GPT-OSS**: MoE (Mixture of Experts) - poucos modelos usam

## Raridade Moderada (Score 5-10)

Combinações menos comuns, mas não únicas:

- **Phi-4:** MHA + GeGLU - menos comum que GQA
- **Gemma:** GQA + GeGLU - GeGLU é menos comum que SwiGLU

## Baixa Raridade (Score < 5)

Arquitetura padrão predominante:

- **GQA + SwiGLU + RMSNorm + 128K tokens** configuração mais comum
- Presente em Llama, Mistral, Qwen, etc.

## Estratégia de Seleção

### Categorias de Tamanho

- **Categoria ~8B:** Modelos entre 7B e 20B parâmetros
- **Categoria ~70B:** Modelos entre 32B e 70B parâmetros

### Processo de Seleção

1. Filtrar modelos por faixa de tamanho
2. Ordenar por score de raridade (decrescente)
3. Selecionar **Top N modelos** mais raros
4. **Garantir inclusão de baselines** importantes (mesmo com raridade baixa)

### Baselines Obrigatórios

Modelos de referência que sempre entram na seleção:

- **Llama 3.1 8B e Llama 3.3 70B** - Referências open-source
- **Foundation-Sec 8B** - Modelo especializado em segurança
- **GPT-OSS 20B** - Arquitetura MoE rara
- **Granite3.2 8B** - Modelo recente da IBM

## Vantagens da Métrica

- **Objetiva e Quantificável:** Baseada em frequências reais dos dados
- **Escalável:** Funciona para qualquer tamanho de dataset
- **Adaptativa:** Atualiza automaticamente com novos modelos
- **Transparente:** Fórmula clara e auditável

- **Balanceada:** Combina múltiplas dimensões arquiteturais
- **Prática:** Garante diversidade sem perder modelos-referência

## Exemplo Prático

Considere um dataset com:

- 40 modelos GQA, 10 modelos MHA, 5 modelos MLA
- 45 modelos SwiGLU, 8 modelos GeGLU, 2 modelos ReLU

### Cálculo para DeepSeek R1 8B (MLA + SwiGLU + RMSNorm + 128K)

$$\text{Peso}_{\text{Attention}} = \frac{55}{5} = 11.0 \quad (\text{MLA é raro})$$

$$\text{Peso}_{\text{Activation}} = \frac{55}{45} = 1.22 \quad (\text{SwiGLU é comum})$$

$$\text{Peso}_{\text{LayerNorm}} = \frac{55}{50} = 1.10 \quad (\text{RMSNorm é comum})$$

$$\text{Peso}_{\text{Context}}^{\text{norm}} = 1.5 \quad (\text{após normalização})$$

$$\text{Score}_{\text{Raridade}} = \frac{11.0 + 1.22 + 1.10 + 1.5}{4} = \mathbf{3.71}$$

O **MLA contribui fortemente** para um score elevado, tornando DeepSeek um modelo prioritário para testes.

## Conclusão

Esta métrica permite selecionar um conjunto **diverso e representativo** de LLMs, garantindo:

- Cobertura de diferentes paradigmas arquiteturais
- Identificação de inovações técnicas importantes
- Eficiência nos testes (evita redundância)

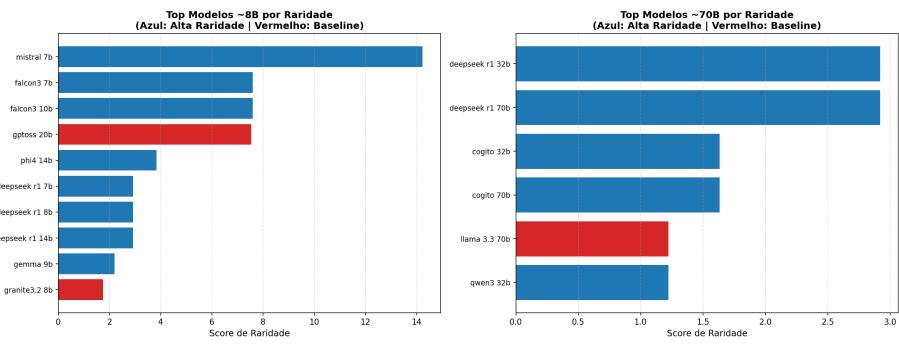


Figure 1: Modelos Escolhidos