

# Classificação de Reclamações com LLM Open-source Mistral 7B

Rildo D. Pereira

rildo17@gmail.com

**Abstract.** *The exponential growth of the user base, coupled with product diversification, has led mobile operators to grapple with a significant increase in the number of complaints. Managing this growing demand has become challenging, necessitating efficient solutions to extract valuable information from large volumes of unstructured data. The use of AI in this analytical task can be a valuable tool. This article focuses on exploring the Mistral 7B LLM, a pre-trained open-source model based on the transformer architecture, for multi-label classification of complaints extracted from the Reclame Aqui website.*

**Resumo.** *O crescimento exponencial da base de usuários, aliado à diversificação de produtos, levou as operadoras móveis a lidarem com um aumento significativo no número de reclamações. Lidar com essa crescente demanda tornou-se desafiador, gerando a necessidade de soluções eficientes para extrair informações valiosas de grandes volumes de dados não estruturados. A utilização de IA nessa tarefa de análise pode ser uma ferramenta de grande valia. O presente artigo se concentra na exploração do LLM Mistral 7B, um modelo pré-treinado de código aberto baseado na arquitetura transformer, para a classificação multi-rótulo de reclamações extraídas do site Reclame Aqui.*

## 1. Introdução

Desde a privatização ocorrida no final da década de 1990, o mercado de telecomunicações brasileiro tem testemunhado uma profunda transformação, não apenas em termos tecnológicos, mas também na dinâmica competitiva entre as operadoras de telefonia móvel. Essas mudanças obrigaram as empresas a se adaptarem e a buscar estratégias que as diferenciasssem de seus concorrentes. Enquanto no início dos anos 2000, as operadoras concentravam-se principalmente nos serviços de voz, atualmente, são oferecidas uma ampla gama de serviços, como dados, banda larga, TV a cabo, streaming, jogos, entre outros.

A diversificação dos produtos oferecidos, aliado ao crescimento exponencial da base de usuários, levou as operadoras a lidarem com um aumento significativo no número de reclamações. Além disso, surgiram diversos meios para os usuários registrarem suas insatisfações tais como os canais internos corporativos, órgãos governamentais como a ANATEL e PROCON, além de plataformas de redes sociais e websites especializados.

Diante desse cenário, as operadoras móveis intensificaram seus esforços no tratamento e redução das reclamações. Embora os resultados dessas iniciativas tenham surtido certo

efeito na diminuição das queixas, conforme indicado pelo relatório da ANATEL<sup>1</sup>, é importante notar que algumas operadoras não dão a devida atenção à alguns canais, como por exemplo o Reclame Aqui, onde figuram como as piores empresas no índice de solução do site<sup>2</sup>.

A compreensão e o efetivo atendimento às demandas dos clientes não apenas representam desafios, mas também se revelam como oportunidades valiosas para as empresas. As reclamações, quando analisadas de maneira apropriada, constituem em uma fonte rica de informações, subsidiando a tomada de decisões e proporcionando insights cruciais para o aprimoramento contínuo dos serviços. Diante desses desafios, os modelos de linguagem de grande escala (LLM) podem ser úteis como ferramentas de análise.

## **2. Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLM)**

Os Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLM) representam uma categoria avançada de ferramentas de inteligência artificial baseadas em aprendizado profundo. Esses modelos generativos, compostos por redes neurais extensas contendo de milhões a trilhões de parâmetros, como o notável GPT-4 da OpenAI, são capazes de criar textos autonomamente, se destacando por sua habilidade em compreender nuances sintáticas e semânticas da linguagem humana. Essa capacidade é viabilizada pela arquitetura *transformer*, que se tornou fundamental para a eficiente captura e manipulação de padrões linguísticos complexos.

### **2.1 Arquitetura Transformer**

As redes *transformers* representam uma inovação significativa no campo da inteligência artificial e processamento de linguagem natural. Proposta no artigo *Attention Is All You Need* por [Vaswani et al. 2017], essa arquitetura revolucionou a forma como os modelos de aprendizado de máquina lidam com sequências de dados, sendo amplamente adotada em uma variedade de aplicações, desde tradução automática até reconhecimento de fala e geração de texto.

O conceito central por trás dessa arquitetura é o mecanismo de atenção, uma abordagem que permite que o modelo atribua diferentes pesos a diferentes partes de uma sequência de entrada. Isso permite que o modelo se concentre em partes específicas do texto, capturando relações de longo alcance de maneira mais eficaz do que as arquiteturas anteriores.

### **2.2 Mistral 7B**

O Mistral 7B é um modelo de LLM de código aberto, com licença Apache 2.0<sup>3</sup>, oficialmente lançado em setembro de 2023 pela Mistral AI, uma startup francesa cofundada por profissionais oriundos da Meta e Google DeepMind<sup>4</sup>. Com 7,3 bilhões de parâmetros, foi treinado em diversas línguas para realizar múltiplas tarefas, alcançando

---

<sup>1</sup> [gov.br/anatel/pt-br/consumidor/destaques/anatel-registra-queda-de-23-em-volume-de-reclamacoes](http://gov.br/anatel/pt-br/consumidor/destaques/anatel-registra-queda-de-23-em-volume-de-reclamacoes)

<sup>2</sup> [reclameaqui.com.br/ranking/](http://reclameaqui.com.br/ranking/)

<sup>3</sup> [xml.apache.org/xindice/license.pdf](http://xml.apache.org/xindice/license.pdf)

<sup>4</sup> [en.wikipedia.org/wiki/Mistral\\_AI](http://en.wikipedia.org/wiki/Mistral_AI)

resultados notáveis e superando modelos de maior escala em diversos benchmarks [Jiang et al. 2023].

Sua arquitetura, fundamentada em *transformers*, emprega dois mecanismos-chave de atenção para otimizar seu desempenho:

- Atenção de consulta agrupada (GQA), proporcionando tempos de inferência mais ágeis;
- Atenção em janela deslizante (SWA), conferindo ao Mistral 7B a capacidade de lidar eficientemente com sequências de texto mais extensas a um custo computacional reduzido.

Essas técnicas capacitam o modelo a focar de maneira mais efetiva em partes relevantes dos dados de entrada, aprimorando tanto o desempenho quanto a eficiência.

### 3. Estudo de Caso

#### 3.1 Conjunto de Dados

Coletamos dados do Reclame Aqui, um site brasileiro que abrange mais de 30 milhões de consumidores e conta com o registro de 500.000 empresas, alcançando a marca de 1,5 bilhão de visualizações de páginas por ano<sup>5</sup>. Uma limitação da plataforma é que só é possível classificar a reclamação em uma única categoria. Contudo, na indústria, é comum que os usuários expressem insatisfação por diversos motivos simultaneamente, como, por exemplo, cancelar a assinatura devido a problemas recorrentes relacionados à cobertura e fatura incorreta.

Por esse motivo, extraímos um conjunto de dados com 202 amostras e rotulamos manualmente as reclamações com mais de uma categoria, quando aplicável. Esses rótulos servirão como comparativo de desempenho do modelo.

#### 3.2 Implementação

Essa seção apresenta o experimento realizado para avaliação de desempenho do Mistral-7B-Instruct-v0.2, uma derivação do modelo base, porém ajustada como um modelo de instrução para conversação.

##### 3.2.1 Temperatura

A temperatura é um hiperparâmetro importante no desempenho do modelo, onde em termos simples, controla a aleatoriedade das previsões. Um valor mais baixo, como 0.1, torna as previsões mais determinísticas e concentradas, resultando em respostas mais conservadoras e com menor variabilidade. Por outro lado, um valor mais alto, como 1.0, introduz mais aleatoriedade, gerando respostas mais diversificadas e inovadoras, porém, por vezes, menos coerentes. Para esse estudo, foi utilizado o valor de 0.1, no intuito de dar mais consistência nas respostas trazidas pelo modelo.

---

<sup>5</sup> [blog.reclameaqui.com.br/reclame-aqui-bate-recorde-de-reclamacoes-em-dezembro-de-2021/](https://blog.reclameaqui.com.br/reclame-aqui-bate-recorde-de-reclamacoes-em-dezembro-de-2021/)

### 3.2.2 Quantização

Embora o Mistral 7B seja considerado leve devido à sua arquitetura e tamanho comparativamente menores em relação a outros LLMs, optamos por utilizar seu modelo quantizado<sup>6</sup>. Resumidamente, a quantização é uma técnica que consiste na conversão dos pesos do modelo de uma representação de ponto flutuante de alta precisão para representações de ponto flutuante ou inteiros de menor precisão, como 16 bits ou 8 bits. Esse processo reduz significativamente o tamanho do modelo e melhora a velocidade de inferência sem comprometer muito a precisão, otimizando o consumo de recursos computacionais [Gholami et al. 2021, Wu et al. 2020].

### 3.2.3 Engenharia de Prompt

O padrão do prompt foi construído conforme indicado na documentação do Mistral 7B Instruct<sup>7</sup>. Adicionalmente, implementamos algumas técnicas de engenharia de prompt para otimizar seu desempenho, incluindo:

- Few-shot learning: Estudos evidenciam ganhos significativos com essa técnica [Brown et al. 2020], que consiste em dar alguns exemplos nos prompts para que o LLM consiga gerar resultados correspondentes baseados nesses exemplos.
- Delimitadores: Utilizamos delimitadores, como ### e <<<>>>, para especificar os limites entre diferentes seções do texto.

Para obtermos uma maior consistência de resposta do modelo, os rótulos foram pré-definidos dentro do prompt, sendo eles: sinal/conexão de rede, cobrança indevida, consumo saldo/crédito, plano/benefício, cancelamento linha/plano, chip/sim card, spam, portabilidade, recarga/pagamento e dificuldade de contato.

Dessa forma, testamos três padrões de prompt, sendo eles: *zero-shot*, onde é solicitado ao modelo a gerar uma resposta sem qualquer informação prévia ou exemplo fornecido; *few-shot learning*, onde alguns exemplos ou contextos são apresentados, fornecendo um leve direcionamento para a tarefa; e *multi-turn conversation*, onde o modelo é exposto a uma sequência de interações, simulando um diálogo mais extenso.

### 3.3 Métricas de Avaliação

Para avaliar o desempenho do modelo, dada a natureza multi-rótulo do problema, empregamos as métricas de *precision*, *recall* e *f1-score* fornecidas pela função *classification\_report* do scikit-learn. Existem várias maneiras de agregar essas métricas, como a *micro-average*, *macro-average*, *weighted average* e *samples average*. Optamos pela *samples average*, uma abordagem especialmente projetada para cenários multi-rótulo, que calcula as métricas individualmente para cada instância e, posteriormente, realiza a média.

## 4. Resultados

Ao examinar os dados da Tabela 1, observamos que, em comparação com a abordagem *zero-shot*, tanto os prompts *few-shot learning* quanto os *multi-turn conversation*

---

<sup>6</sup> [huggingface.co/TheBloke/Mistral-7B-Instruct-v0.2-GPTQ](https://huggingface.co/TheBloke/Mistral-7B-Instruct-v0.2-GPTQ)

<sup>7</sup> [docs.mistral.ai/](https://docs.mistral.ai/)

obtiveram pontuações superiores. Notavelmente, o uso do prompt *multi-turn conversation* resultou em uma melhoria na métrica de precisão em relação à abordagem *zero-shot*, sem comprometer o *recall*. Esses resultados corroboram com a ideia de que fornecer exemplos ao modelo contribui para aprimorar a qualidade da resposta.

**Tabela 1. Comparativo de desempenho entre os prompts**

	precision	recall	f1-score	support
<b>zero_shot</b>	0.6423	0.7066	0.6350	301
<b>few_shot</b>	0.6535	0.7092	0.6416	301
<b>multi_turn</b>	0.6927	0.7124	0.6682	301

Como o prompt *multi-turn conversation* apresentou os melhores resultados de *f1-score*, trouxemos abaixo, na Figura 1, os resultados obtidos para cada rótulo. Podemos notar que o modelo possui uma melhor pontuação para algumas categorias, como spam, sinal/conexão de rede, cobrança indevida e portabilidade, isso é esperado, visto que são reclamações mais diretas quando comparadas com outras que são mais implícitas, como por exemplo, dificuldade de contato.

	precision	recall	f1-score	support
sinal/conexão de rede	0.95	0.59	0.73	34
cobrança indevida	0.68	0.76	0.72	45
consumo saldo/crédito	0.59	0.62	0.61	16
plano/benefício	0.53	0.50	0.51	40
cancelamento linha/plano	0.55	0.67	0.60	42
chip/sim card	0.85	0.55	0.67	31
spam	0.83	1.00	0.91	10
portabilidade	0.64	0.82	0.72	22
recarga/pagamento	0.51	0.82	0.63	33
dificuldade de contato	0.46	0.57	0.51	28
micro avg	0.62	0.66	0.64	301
macro avg	0.66	0.69	0.66	301
weighted avg	0.65	0.66	0.64	301
samples avg	0.69	0.71	0.67	301

**Figura 1. Desempenho por rótulo**

Foi criado um repositório no GitHub<sup>8</sup> com o código e conjunto de dados, no intuito de proporcionar a possibilidade de reprodução dos resultados deste estudo.

## 5. Conclusão e discussões finais

A utilização de Large Language Models (LLM) para a classificação de textos surge como uma estratégia interessante tanto para as empresas de telecomunicações, quanto para outras indústrias, especialmente em cenários desprovidos de rótulos para treinar

<sup>8</sup> [github.com/rdemarqui/sbrc\\_2024](https://github.com/rdemarqui/sbrc_2024)

modelos supervisionados. Vale ressaltar que os modelos *open source* com 7 bilhões de parâmetros apresentam a vantagem de serem leves, demandando recursos computacionais moderados. Além disso, a aplicação da quantização revelou-se como um método eficaz para acelerar a resposta do modelo sem comprometer a precisão.

Embora o Mistral 7B-instruct tenha demonstrado um desempenho satisfatório, é possível aprimorar os resultados através de treinamento adicional por meio de *fine tuning*. Não obstante, a exploração de outros modelos, como Falcon, Zephyr, Openchat, ou até mesmo modelos maiores, como o Mixtral 8X7B, oferece perspectivas promissoras para a otimização do desempenho em aplicações futuras.

## Agradecimentos

Agradeço à coordenação do SBRC 2024 pelo espaço concedido para a apresentação deste trabalho. Em especial, expresso minha gratidão a Antônio Augusto de Aragão Rocha pelo gentil convite que possibilitou minha participação neste evento.

## Referências

- Brown, T.B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D.M., Wu, J., Winter, C., Hesse, C., Chen, M., Sigler, E., Litwin, M., Gray, S., Chess, B., Clark, J., Berner, C., McCandlish, S., Radford, A., Sutskever, I., Amodei, D. (2020) “Language Models are Few-Shot Learners”, arXiv: 2005.14165
- Gholami, A., Kim, S., Dong, Z., Yao, Z., Mahoney, M. W. and Keutzer, K. (2021) “A Survey of Quantization Methods for Efficient Neural Network Inference”, arXiv:2103.13630
- Jiang, A. Q., Sablayrolles, A., Mensch, A., Bamford, C., Chaplot, D. S., Casas, D. d. l., Bressand, F., Lengyel, G., Lample, G., Saulnier, L., Lavaud, L. R., Lachaux, M. -A., Stock, P., Scao, T. L., Lavril, T., Wang, T., Lacroix, T. and Sayed, W.E. (2023) “Mistral7B”, arXiv:2310.06825
- Wu, H., Judd, P., Zhang, X., Isaev, M. and Micikevicius, P. (2020) “Integer Quantization for Deep Learning Inference: Principles and Empirical Evaluation”, arXiv: 2004.09602
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L. and Polosukhin, I. (2017) “Attention Is All You Need”, arXiv:1706.03762