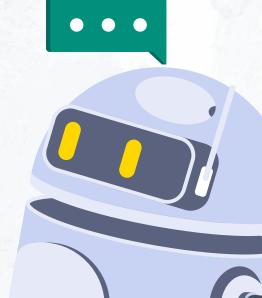
Avaliação do Desempenho de Modelos LLaMa e Gemini na Correção de Redações do ENEM



Autor: Daniel Silva Lopes da Costa NUSP 11302720

# 01 Introdução

# Contexto

- A redação avalia cinco competências:
  - Domínio da norma culta(C1),
  - Compreensão da proposta(C2),
  - Organização de argumentos(C3),
  - Coesão textual(C4),
  - Proposta de intervenção(C5).
- A correção manual é trabalhosa, dispendiosa e pode conter erros;



# **Objetivos**

- 1. Dividir a análise em duas fases:
  - (1) comparar padrões de prompts;
  - (2) integrar as saídas dos modelos em algoritmos supervisionados.
- 2. Introduzir um dataset estendido com redações nota mil, reequilibrando distribuições de notas para análises mais precisas.

# Justificativa

- **LLMs**: O trabalho explora grandes modelos de linguagem (LLaMA e Gemini) em nova tarefa.
- Correção automática de textos(AES): A pesquisa preenche lacunas na avaliação automática de textos em português.
- Social: Ferramentas automáticas de correção democratizam o acesso à educação.



# 02 Revisão Literária

# Processamento de Linguagem Natural

Subárea da IA que permite máquinas entenderem e gerarem linguagem humana. Evolução:

- Métodos baseados em regras (anos 50-60): gramáticas formais.
- Métodos estatísticos (anos 90): modelos probabilísticos (ex.: HMM, Naive Bayes).
- Aprendizado profundo (atual): redes neurais e Transformers (ex.: BERT, GPT).

# **Transformers**

Arquitetura baseada em atenção (self-attention), eficiente no processamento paralelo de sequências.

- **Encoder**: Gera representação da entrada. Bert
- Decoder: Produz a saída baseada na entrada codificada. GPT



# Correção Automática de Redações (AES)

Tecnologia que utiliza IA para avaliar textos com base em critérios como correção linguística, coerência e relevância semântica.

#### Evolução:

- 1960: Início com o PEG, baseado em características superficiais (ex.: comprimento de frases).
- 1990: Avanço com o uso de métodos estatísticos e PNL (ex.: e-rater, utilizado no GRE e TOEFL).

**AES em Português:** Escassez de corpora anotados e técnicas avançadas para o português brasileiro.



# 03 Ferramentas



# Modelos

#### LLaMA-3.1 70B (Meta AI):

- Parâmetros: 70 bilhões em 80 camadas com 64 cabeças de atenção.
- **Janela de contexto:** 128.000 tokens. Suporte aprimorado para idiomas não-ingleses e tarefas de longo alcance.
- Dados de treinamento: 15T de tokens (50% conhecimento geral, 25% raciocínio/matemática, 17% código, 8% multilinguísticos).

.

#### Gemini 1.5-Flash (Google):

- Janela de contexto: Até 2 milhões de tokens.
- **Desempenho multimodal:** Integra texto, imagens, áudio e vídeo em um único fluxo.
- Eficiência computacional: Baixa latência com TPUs e cálculo paralelo.
- Dados de treinamento: Base multimodal abrangente.

# Modelos



#### **NILC-Metrix:**

- **Descrição:** Ferramenta para análise de coesão, coerência e complexidade textual em português brasileiro.
- **Métricas:** Mais de 200 agrupadas em 14 categorias (ex.: frequência lexical, análise semântica).
- Disponibilidade: Código aberto (AGPLv3), interface web e API.

#### **XGBoost:**

- **Descrição:** Algoritmo baseado em árvores de decisão otimizado para classificação/regressão.
- Destaques:
  - Estratégias como softmax para multi classificação.
  - Lida bem com dados desequilibrados.
- **Hiperparâmetros ajustáveis:** Profundidade máxima (max\_depth), taxa de aprendizado (learning\_rate).

# **Datasets**

#### AES ENEM Dataset - Fonte A:

Origem: 1.629 redações (2015-2020) de um simulador do ENEM.

Limpeza: 474 redações removidas por inconsistências, resultando em 1.155 textos finais.

Anotações: Notas em 5 competências (0-200) e comentários qualitativos.

#### Redações Nota Mil:

Origem: 179 redações coletadas de fontes públicas (G1, O Globo, Lucas Felpi).

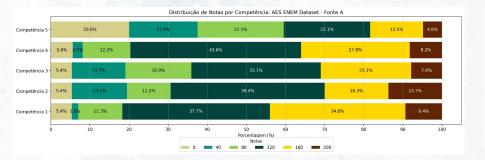
Processamento:

Uso da métrica de Levenshtein para eliminar duplicatas.

Validação manual para garantir precisão.

Integração: Incorporadas ao AES Dataset para balancear notas altas.

| finais.   | AES ENEM<br>Dataset | Redações<br>Nota Mil | Dataset<br>Estendido |
|-----------|---------------------|----------------------|----------------------|
| Treino    | 744                 | 129                  | 873                  |
| Teste     | 216                 | 27                   | 243                  |
| Validação | 195                 | 23                   | 219                  |
| Total     | 1155                | 179                  | 1334                 |





# **Métricas**

#### **Quadratic Weighted Kappa (QWK)**

- Mede a concordância entre classificações ordinais.
- Penaliza discrepâncias maiores entre categorias.
- Varia de -1 (discordância total) a 1 (concordância perfeita).

#### Acurácia

- Proporção de predições corretas sobre o total.
- Calculada com correspondência exata entre notas previstas e reais.
- Resultados variam de 0 a 1 (1 = perfeição).

#### **Root Mean Square Error (RMSE)**

- Avalia a média das diferenças quadráticas entre valores previstos e reais.
- Penaliza mais fortemente grandes erros.
- Valores mais baixos indicam maior precisão.

#### Precisão do Intervalo Absoluto (PIA)

- Mede a proximidade entre notas previstas e reais dentro de um intervalo tolerado.
- Tolerância padrão: 80 pontos (seguindo critério do INEP).

# 04 Metodologia e Resultados

# Fase 1 - Engenharia de Prompt

- Teste de LLaMA e Gemini utilizando chamadas de API;
- Todos os experimentos foram feitos em zero-shot sem dados de treinamento;
- Por limitações de tempo e recurso foi possível executar cada prompt para a mesma redação
   20 vezes com o Gemini e 5 vezes com o
   LLaMA Resultados validados com teste estatístico de Kruskal-Wallis;





# Experimento 1 - Prompt Base

Corrija a seguinte redação, seguindo o método de avaliação do ENEM, entregue apenas a nota quantitativa entre 0 e 200 para cada competência e a nota final no seguinte formato: [x, y, z, w, t, x+y+z+w+t]. Não quero texto na resposta, apenas as notas numéricas para cada competência e o total.

Tema: <TEMA>

Textos de suporte: <SUPORTE>

Redação: <REDAÇÃO>



# Experimento 2 - Prompt Base em Inglês

Correct the following writing, following the ENEM assessment method, only deliver the quantitative grade between 0 and 200 for each competency and the final grade in the following format: [x, y, z, w, t, x+y+z+w+t]. I don't want text in the answer, just the numerical grades for each competency and the total.

Theme: <TEMA>

**Supporting texts: <SUPORTE>** 

Writing: <REDAÇÃO>



# Experimento 3 - Prompt Base Melhorado

Corrija a redação abaixo seguindo o método de avaliação do ENEM. Forneça apenas as notas quantitativas entre 0 e 200 para cada competência, e a nota final, no seguinte formato:[C1,C2,C3,C4,C5,Total], onde "Total" é a soma das notas das cinco competências.

# Tema: """ <TEMA> """ Textos de suporte: """ <SUPORTE> """ Redação: """ <REDAÇÃO>

Não forneça texto na resposta, apenas as notas numéricas para competência e o total.

# Experimento 4 - Prompt Persona

Como um professor de ensino médio especializado na correção de redações do ENEM. Corrija a redação abaixo seguindo o método de avaliação do ENEM. Forneça apenas as notas quantitativas entre 0 e 200 para cada competência, e a nota final, no seguinte formato:[C1,C2,C3,C4,C5,Total], onde "Total" é a soma das notas das cinco competências.

Tema:
"""

<TEMA>
"""

Textos de suporte:
"""

<SUPORTE>
"""

Redação:
"""

<REDAÇÃO>
"""

Não forneça texto na resposta, apenas as notas numéricas para competência e o total.

# Experimento 5 - Prompt Cadeia de Pensamento

Qual o método de avaliação utilizado na correção de redações do ENEM?

Corrija a redação abaixo seguindo o método de avaliação do ENEM. Atribuindo notas quantitativas entre 0 e 200 para cada uma das cinco competências. Forneça uma explicação detalhada que justifique cada nota.

Tema:

<TEMA>

Textos de suporte:

<SUPORTE>

Redação:

<REDAÇÃO>

Não tenho dados adicionais que possam contribuir, use apenas a sua própria base de dados para fornecer as notas seguindo o formato do ENEM.

Com os dados da resposta anterior, forneça apenas as notas quantitativas entre 0 e 200 para cada competência, e a nota final, no seguinte formato:[C1,C2,C3,C4,C5,Total], onde "Total" é a soma das notas das cinco competências.

Não forneça texto na resposta, apenas as notas numéricas para competência e o total.

# Experimento 6 - Prompt Contextualizado

Conheça as cinco competências cobradas pelo Inep na redação do ENEM:

#### 1. Domínio da escrita formal da língua portuguesa

É avaliado se a redação do participante está adequada às regras de ortografia, como acentuação, ortografia, uso de hífen, emprego de letras maiúsculas e minúsculas e separação silábica. Ainda são analisadas a regência verbal e nominal, concordância verbal e nominal, pontuação, paralelismo, emprego de pronomes e crase.

#### São seis níveis de desempenho:

200 pontos - Demonstra excelente domínio da modalidade escrita formal da língua portuguesa e de escolha de registro. Desvios gramaticais ou de convenções da escrita serão aceitos somente como excepcionalidade e quando não caracterizarem reincidência.

160 pontos - Demonstra bom domínio da modalidade escrita formal da língua portuguesa e de escolha de registro, com poucos desvios gramaticais e de convenções de escrita.

120 pontos - Demonstra domínio mediano da modalidade escrita formal da língua portuguesa e de escolha de registro, com alguns desvios gramaticais e de convenções da escrita.

80 pontos - Demonstra domínio insuficiente da modalidade escrita formal da língua portuguesa, com muitos desvios gramaticais, de escolha de registro e de convenções da escrita.

40 pontos - Demonstra domínio precário da modalidade escrita formal da língua portuguesa, de forma sistemática, com diversificados e frequentes desvios gramaticais, de escolha de registro e de convenções da escrita.

0 ponto - Demonstra desconhecimento da modalidade escrita formal da língua portuguesa.

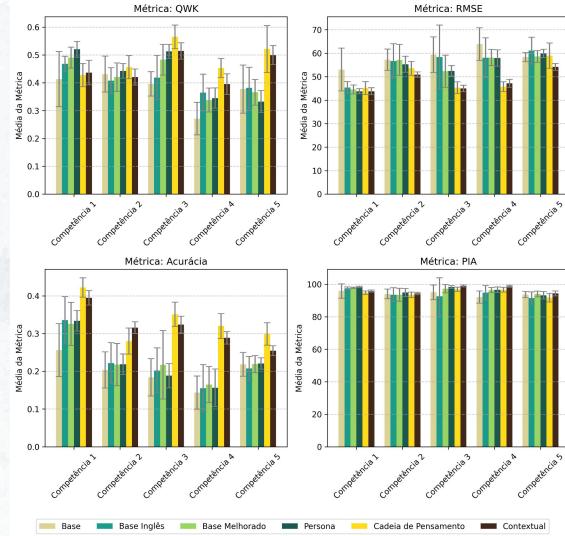
#### 2. Compreender o tema e não fugir do que é proposto

Avalia as habilidades integradas de leitura e de escrita do candidato. O tema constitui o núcleo das ideias sobre as quais a redação deve ser organizada e é caracterizado por ser uma delimitação de um assunto mais abrangente. Eis os seis níveis de desempenho:

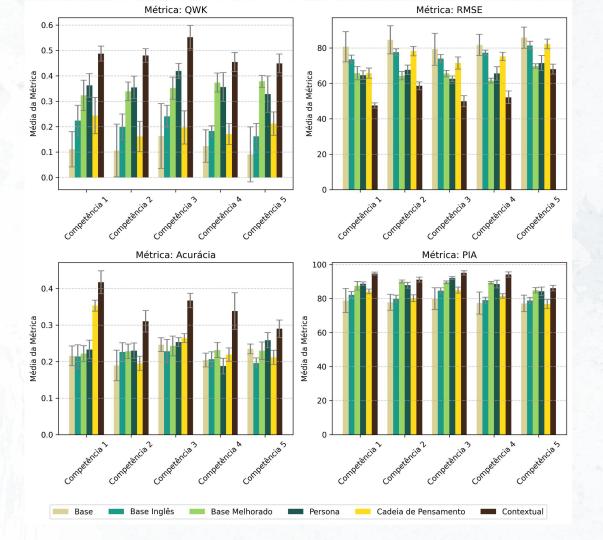
200 pontos - Desenvolve o tema por meio de argumentação consistente, a partir de um repertório sociocultural produtivo e apresenta excelente domínio do texto dissertativo-argumentativo. [....]



# Gemi Resultados



# aMA Resultados







| Comp | Métrica                           | Exp. 1           | Exp. 2           | Exp. 3           | Exp. 4               | Exp. 5             | Exp. 6                  |
|------|-----------------------------------|------------------|------------------|------------------|----------------------|--------------------|-------------------------|
|      | QWK Gemini<br>QWK Llama           | 0.413<br>0.111   | 0.468<br>0.224   | 0.490<br>0.323   | <b>0.520</b> 0.362   | 0.427<br>0.243     | 0.437<br><b>0.487</b>   |
| C1   | RMSE Gemini<br>RMSE Llama         | 53.026<br>80.659 | 45.400<br>73.615 | 44.553<br>65.763 | <b>43.801</b> 64.657 | 45.179<br>65.797   | 43.808<br><b>47.474</b> |
|      | Acurácia Gemini<br>Acurácia Llama | 0.256<br>0.216   | 0.336<br>0.214   | 0.326<br>0.221   | 0.334<br>0.233       | <b>0.422</b> 0.353 | 0.395<br><b>0.417</b>   |
|      | PIA Gemini<br>PIA Llama           | 95.863<br>78.848 | 97.568<br>82.222 | 97.822<br>87.490 | <b>98.313</b> 88.724 | 94.832<br>84.115   | 95.802<br><b>94.650</b> |
|      | QWK Gemini<br>QWK Llama           | 0.431 0.106      | 0.407<br>0.199   | 0.420<br>0.339   | 0.443<br>0.354       | <b>0.456</b> 0.161 | 0.420<br><b>0.480</b>   |
| C2   | RMSE Gemini<br>RMSE Llama         | 57.201<br>84.622 | 56.681<br>77.658 | 57.133<br>64.334 | 55.288<br>67.662     | 53.547<br>78.214   | 50.914<br>58.640        |
|      | Acurácia Gemini<br>Acurácia Llama | 0.204 0.189      | 0.222<br>0.226   | 0.218<br>0.228   | 0.219<br>0.230       | 0.280<br>0.195     | 0.315<br>0.310          |
|      | PIA Gemini<br>PIA Llama           | 94.019<br>77.778 | 93.583<br>79.835 | 93.571<br>89.959 | <b>94.897</b> 87.819 | 93.504<br>80.165   | 94.300<br><b>91.111</b> |
| C3   | QWK Gemini<br>QWK Llama           | 0.396<br>0.163   | 0.419<br>0.240   | 0.483<br>0.351   | 0.513<br>0.419       | <b>0.565</b> 0.197 | 0.515<br><b>0.552</b>   |
|      | RMSE Gemini<br>RMSE Llama         | 59.318<br>79.276 | 58.387<br>73.970 | 52.328<br>65.496 | 52.477<br>62.612     | 45.312<br>71.508   | 45.002<br>49.895        |
|      | Acurácia Gemini<br>Acurácia Llama | 0.184 0.246      | 0.202<br>0.228   | 0.217<br>0.243   | 0.188<br>0.253       | <b>0.351</b> 0.264 | 0.324<br><b>0.367</b>   |
|      | PIA Gemini<br>PIA Llama           | 95.014<br>79.918 | 92.545<br>84.609 | 97.304<br>89.547 | 98.354<br>92.016     | 96.929<br>84.938   | 98.930<br>95.062        |

| Comp | Métrica         | Exp. 1 | Exp. 2 | Exp. 3 | Exp. 4 | Exp. 5 | Exp. 6 |
|------|-----------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
|      | QWK Gemini      | 0.271  | 0.365  | 0.338  | 0.345  | 0.453  | 0.395  |
|      | QWK Llama       | 0.124  | 0.183  | 0.373  | 0.356  | 0.171  | 0.454  |
| _ [  | RMSE Gemini     | 63.879 | 58.075 | 58.138 | 57.929 | 45.725 | 47.175 |
| C4   | RMSE Llama      | 81.738 | 77.290 | 61.580 | 65.623 | 75.243 | 52.12  |
|      | Acurácia Gemini | 0.144  | 0.155  | 0.165  | 0.156  | 0.320  | 0.289  |
|      | Acurácia Llama  | 0.204  | 0.207  | 0.231  | 0.188  | 0.219  | 0.338  |
|      | PIA Gemini      | 92.127 | 94.825 | 96.379 | 96.626 | 96.617 | 98.70  |
|      | PIA Llama       | 77.284 | 79.012 | 89.300 | 88.477 | 81.564 | 94.07  |
|      | QWK Gemini      | 0.377  | 0.382  | 0.366  | 0.333  | 0.521  | 0.500  |
|      | QWK Llama       | 0.091  | 0.162  | 0.378  | 0.328  | 0.212  | 0.449  |
|      | RMSE Gemini     | 58.323 | 61.092 | 58.607 | 59.900 | 58.949 | 54.13  |
| C5   | RMSE Llama      | 85.821 | 81.426 | 69.810 | 71.532 | 82.258 | 68.04  |
|      | Acurácia Gemini | 0.218  | 0.207  | 0.219  | 0.221  | 0.299  | 0.255  |
|      | Acurácia Llama  | 0.235  | 0.196  | 0.230  | 0.258  | 0.212  | 0.290  |
|      | PIA Gemini      | 93.635 | 91.575 | 93.988 | 93.210 | 91.728 | 94.40  |
|      | PIA Llama       | 77.119 | 78.848 | 84.856 | 84.198 | 76.708 | 86.09  |

Tabela 4.1: Comparação Métricas para as Competências por experimento, Gemini e Llama.

# Fase 2 - Engenharia de Características

#### Passo 1: Extração de Métricas com NILC-Metrix

- 72 métricas textuais extraídas (estatísticas linguísticas, lexicais e estruturais).
- Exemplo: palavras por sentença, frequência lexical, conectores lógicos.

#### Passo 2: Saídas de Modelos LLaMA e Gemini

- Utilizados melhores prompts (Cadeia de Pensamento e Contextual).
- Geraram notas por competência, notas finais e detalhamentos intermediários.

#### Passo 3: Otimização com Grid Search

- Algoritmo: XGBoost ajustado com **Quadratic Weighted Kappa (QWK)** como métrica de desempenho.
- Testadas 19.683 combinações de hiperparâmetros.

#### Passo 4: Execução de Experimentos

 Sete experimentos realizados, combinando diferentes características no treinamento: NILC-Metrix, LLaMA e Gemini.



"Liberdade é muito pouco, o que eu quero ainda não tem nome."

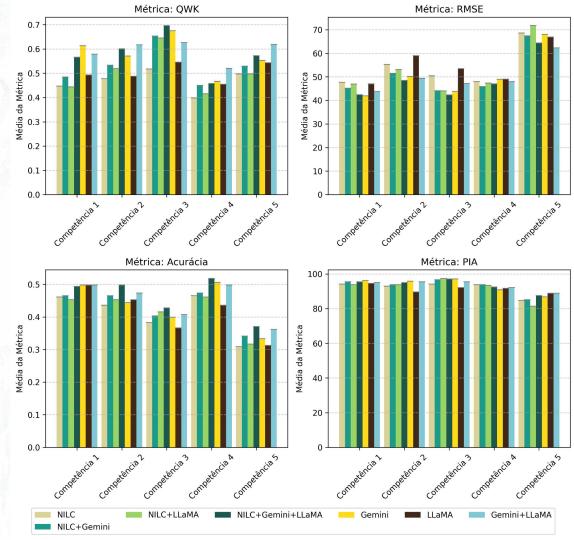
| Métrica                    | Valor         | Métrica              | Valor      |
|----------------------------|---------------|----------------------|------------|
| adjective_ratio            | 0.0           | min_freq_brwac       | 5.135      |
| adverbs                    | 0.33333       | min_cw_freq_bra      | 4.963      |
| content_words              | 0.75          | min_freq_bra         | 4.963      |
| flesch                     | 88.605        | freq_brwac           | 6.14508    |
| function_words             | 0.25          | freq_bra             | 6.08708    |
| sentences_per_paragraph    | 1.0           | hypernyms_verbs      | 0.0        |
| syllables_per_content_word | 2.0           | brunet               | 5.20226    |
| words_per_sentence         | 12.0          | honore               | 1079.18125 |
| noun_ratio                 | 0.16667       | personal_pronouns    | 0.08333    |
| paragraphs                 | 1             | ttr                  | 1.0        |
| sentences                  | 1             | conn_ratio           | 0.08333    |
| words                      | 12            | add_neg_conn_ratio   | 0.08333    |
| pronoun_ratio              | 0.25          | add_pos_conn_ratio   | 0.0        |
| verbs                      | 0.25          | cau_neg_conn_ratio   | 0.0        |
| logic_operators            | 0.08333       | cau_pos_conn_ratio   | 0.0        |
| and_ratio                  | 0.0           | log_neg_conn_ratio   | 0.08333    |
| if_ratio                   | 0.0           | log_pos_conn_ratio   | 0.0        |
| or_ratio                   | 0.0           | tmp_neg_conn_ratio   | 0.0        |
| negation_ratio             | 0.08333       | tmp_pos_conn_ratio   | 0.0        |
| cw_freq                    | 1341415.33333 | adjectives_ambiguity | 0          |
| cw_freq_brwac              | 6.01556       | adverbs_ambiguity    | 4.75       |
| cw_freq_bra                | 5.83889       | nouns_ambiguity      | 4.0        |
| min_cw_freq                | 65261.0       | verbs_ambiguity      | 16.0       |
| min_cw_freq_brwac          | 5.135         | yngve                | 2.14286    |

<sup>(</sup>a) Primeira metade das métricas.

(b) Segunda metade das métricas.

Tabela 3.4: Métricas extraídas de amostra, usando NILC-Metrix programa.

# Resultados XGBoost





| Experimento | Dados de Treinamento                                   |
|-------------|--|
| 1           | Apenas métricas do NILC-Metrix                         |
| 2           | Métricas do NILC-Metrix + Resultados Gemini (Prompts   |
|             | Cadeia de Pensamento e Contextual)                     |
| 3           | Métricas do NILC-Metrix + Resultados LLaMA (Prompts    |
|             | Cadeia de Pensamento e Contextual)                     |
| 4           | Métricas do NILC-Metrix + Resultados Gemini e LLaMA    |
|             | (Prompts Cadeia de Pensamento e Contextual)            |
| 5           | Resultados Gemini (Prompts Cadeia de Pensamento e Con- |
|             | textual)   |
| 6           | Resultados LLaMA (Prompts Cadeia de Pensamento e Con-  |
|             | textual)   |
| 7           | Resultados Gemini e LLaMA (Prompts Cadeia de Pensa-    |
|             | mento e Contextual)                                    |

Tabela 3.6: Descrição dos dados de treinamento por experimento

| Comp | Métrica  | Exp. 1 | Exp. 2 | Exp. 3 | Exp. 4 | Exp. 5 | Exp. 6 | Exp. 7 |
|------|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| C1   | QWK      | 0.447  | 0.485  | 0.444  | 0.566  | 0.613  | 0.493  | 0.579  |
|      | RMSE     | 47.730 | 45.179 | 46.966 | 42.475 | 41.929 | 47.036 | 43.848 |
| CI   | Acurácia | 0.461  | 0.465  | 0.453  | 0.494  | 0.498  | 0.498  | 0.498  |
|      | PIA      | 94.239 | 95.473 | 93.827 | 95.473 | 96.296 | 94.650 | 95.062 |
|      | QWK      | 0.478  | 0.534  | 0.519  | 0.601  | 0.571  | 0.488  | 0.617  |
| C2   | RMSE     | 55.273 | 51.512 | 53.086 | 48.483 | 50.218 | 59.018 | 49.358 |
| CZ   | Acurácia | 0.436  | 0.465  | 0.453  | 0.498  | 0.444  | 0.453  | 0.473  |
|      | PIA      | 93.004 | 93.827 | 93.827 | 95.062 | 95.885 | 89.712 | 95.47  |
|      | QWK      | 0.517  | 0.653  | 0.646  | 0.696  | 0.675  | 0.546  | 0.626  |
| C3   | RMSE     | 50.479 | 44.147 | 44.073 | 42.397 | 43.848 | 53.518 | 47.17  |
| C3   | Acurácia | 0.383  | 0.403  | 0.416  | 0.428  | 0.399  | 0.366  | 0.407  |
|      | PIA      | 94.239 | 96.708 | 97.531 | 97.119 | 97.119 | 92.181 | 95.47  |
|      | QWK      | 0.399  | 0.450  | 0.416  | 0.458  | 0.466  | 0.455  | 0.520  |
| C4   | RMSE     | 48.005 | 45.902 | 47.384 | 47.036 | 49.023 | 49.090 | 48.00  |
| C4   | Acurácia | 0.465  | 0.473  | 0.461  | 0.519  | 0.506  | 0.436  | 0.498  |
|      | PIA      | 93.827 | 93.827 | 93.416 | 92.593 | 90.947 | 91.770 | 92.18  |
| C5   | QWK      | 0.497  | 0.530  | 0.497  | 0.572  | 0.553  | 0.543  | 0.619  |
|      | RMSE     | 68.614 | 67.403 | 71.756 | 64.457 | 68.035 | 66.913 | 62.32  |
|      | Acurácia | 0.309  | 0.342  | 0.317  | 0.370  | 0.333  | 0.313  | 0.362  |
|      | PIA      | 84.774 | 85.185 | 81.481 | 87.654 | 86.831 | 88.889 | 88.88  |

 Tabela 4.3: Métricas para as Competências por experimento, usando aprendizado de máquina.

# Comparação Resultados Fase 1 e 2



#### Competência 1 (C1):

- Melhor QWK:
  - 0.613 (XGBoost com Gemini) Fase 2
  - o 0.520 (Gemini Prompt Persona) Fase 1
- Melhor RMSE:
  - 42.745 (XGBoost com Gemini + LLaMA + NILC) Fase 2
  - 43.801 (Gemini Prompt Persona) Fase 1

#### Competência 2 (C2):

- Melhor QWK:
  - 0.617 (XGBoost com Gemini + LLaMA + NILC) Fase 2
  - 0.480 (LLaMA Prompt Contextual) Fase 1
- Melhor RMSE:
  - 48.483 (XGBoost com Gemini + LLaMA) Fase 2
  - o 50.914 (Gemini Prompt Contextual) Fase 1

#### Competência 3 (C3):

- Melhor QWK:
  - 0.675 (XGBoost com Gemini) Fase 2
  - o 0.565 (Gemini Prompt Cadeia de Pensamento) -
    - Fase 1
- Melhor RMSE:
  - 42.397 (XGBoost com Gemini + NILC) Fase 2
  - 45.00 (Gemini Prompt Contextual) Fase 1



# Comparação Resultados Fase 1 e 2



#### Competência 4 (C4):

- Melhor QWK:
  - o 0.520 (XGBoost com dados Gemini + LLaMA) Fase 2
  - 0454 (LLaMA Prompt Contextual) Fase 1
- Melhor RMSE:
  - 45.725 (Gemini Prompt Cadeia de Pensamento) Fase 1
  - 45.902 (XGBoost com dados Gemini + NILC) Fase 2

#### Competência 5 (C5):

- Melhor QWK:
  - 0.619 (XGBoost com dados Gemini + LLaMA) Fase 2
  - 0.521 (Gemini Prompt Cadeia de Pensamento) Fase 1
- Melhor RMSE:
  - o **54.134** (Gemini Prompt Contextual) Fase 1
  - o **62.328** (XGBoost com dados Gemini + LLaMA) Fase 2



# Conclusão

# LLaMA e Gemini foram eficazes na correção, principalmente em cenários com poucos dados. Prompts detalhados, como os contextualizados e em cadeia de pensamento, aumentaram a consistência e eficiência das saídas.

# Integração com Aprendizado de Máquina:

- Combinar as saídas dos modelos com o XGBoost e as métricas do NILC-Metrix resultou em melhorias significativas.
- Demonstração do valor de grandes modelos de linguagem como insumos para técnicas supervisionadas.

#### Contribuições:

- Criação de um dataset estendido com redações nota mil, enriquecendo a base de dados e corrigindo desequilíbrios de notas. Ampliação do entendimento sobre a avaliação automática de textos em português usando Grande Modelos

#### **Desafios Identificados:**

conversacionais.

Avaliação dos Modelos:

- Escassez de redações com notas baixas.
- Limitações de recursos no uso das API Privadas e de hardware para teste local.

# **Perspectivas Futuras:**

- Repetir experimentos para aumentar a robustez das análises.
- Explorar outras técnicas de engenharia de prompts.
- Adicionar a análise de novo modelos e versões, como o LLaMA 3.1 405B.

# Bibliografia

[al. 2023] Sidney Leal et al. NILC-Metrix: assessing the complexity of written and spoken language in Brazilian Portuguese. 2023. url: <a href="https://arxiv.org/pdf/2201.03445.pdf">https://arxiv.org/pdf/2201.03445.pdf</a>

[Dubey et al. 2024] Abhimanyu Dubey et al. "The Ilama 3 herd of models". Em: arXivpreprint arXiv:2407.21783 (2024)

[Mizumoto e Eguchi 2023] Atsushi Mizumoto e Masaki Eguchi. "Exploring the potential of using an ai language model for automated essay scoring". Em: Research Methods in Applied Linguistics 2.2 (2023), pg. 10005

[Silveira et al. 2024] Igor Cataneo Silveira, André Barbosa e Denis Deratani Mauá. "A new benchmark for automatic essay scoring in Portuguese". Em: Proceedings of the 16th International Conference on Computational Processing of Portuguese - Vol. 1. Ed. por Pablo Gamallo et al. Santiago de Compostela, Galicia/Spain: Association for Computational Lingustics, mar. de 2024, pgs. 228–237. url: https://aclanthology.org/2024.propor-1.23

[Team, Georgiev et al. 2024] Gemini Team, Petko Georgiev et al. "Gemini 1.5: unloc-king multimodal understanding across millions of tokens of context". Em: arXivpreprint arXiv:2403.05530 (2024)

[White et al. 2023] Jules White et al. "A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with chatgpt". Em: arXiv preprint arXiv:2302.11382 (2023) (citado nas pgs. 3, 18).

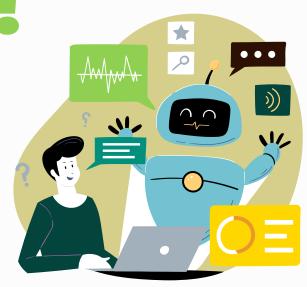
# OBRIGADO!

# Você tem alguma dúvida?

dslcosta2016@gmail.com 11980636381

https://linux.ime.usp.br/~costa/tcc.html







# 2 - Question refinement Pattern

# (-) Melhores o seguinte prompt --->

Usar o LLM para sugerir perguntas melhores ou mais refinadas que o usuário podeira usar no lugar na pergunta original.

Quando eu fizer uma pergunta sugira uma pergunta melhor e pergunte se eu gostaria de usá-la.

Atue como um especialista em linguagem, como foco em pesquina na composição texto dissertativos.



#### **Original:**

Corrija a seguinte redação, seguindo o método de avaliação do ENEM, entregue apenas a nota quantitativa entre 0 e 200 para cada competência e a nota final no seguinte formato: [x, y, z, w, t, x+y+z+w+t] Não quero texto na resposta, apenas as notas numéricas para cada competência e o total. Tema:<TEMA> \n Redação: <REDAÇÃO>

#### Melhorado:

Avalie a redação a seguir usando os critérios do ENEM, atribuindo uma nota quantitativa de 0 a 200 para cada competência. Responda apenas com as notas numéricas no formato [x, y, z, w, t, Total], onde "Total" é a soma das notas das cinco competências. Tema: <TEMA> \n Redação: <REDAÇÃO>

# 3 - Audience Persona Pattern

# (-) Explique em um formato que X consiga compreender

Faz o large language model adaptar a resposta para um certo público ou nível de conhecimento da pessoa.

Assuma que eu sou um jovem no ensino médio, em busca de dicas e feedbacks para melhorar o meu texto.

Assuma que sou um professor universitário de linguística e estou avaliando sua capacidade de corrigir redações dissertativas corretamente



# 4 - Flipped Interaction Pattern

# 

Usa a capacidade de iteração e conversação dos modelos. Fazemos o modelo nos fazer perguntas até ter todas as informações necessárias para fazer uma determinada tarefa.

Me faça perguntas sobre o método avaliativo usado no ENEM. Quando você tiver informações suficientes, avalie o seguinte texto:

Quero que você avalie textos dissertativos. Me faça perguntas sobre o método avaliativo e output esperado, até ter informações suficientes para fazer uma correção correta.



# 5 - Few-shot Pattern

### (-) Input: xx, Outuput yyyyy ---->

Não contamos ao modelo o que fazer, mas passamos exemplos com entradas e saídas. O modelo aprende um novo padrão e consegue completar a próxima saída.

Redação: xxxxxx Prompt: yyyyy

Grades: [a, b, c, d, e, total]

Essay: xxxxxx

Think: Evaluate the grammar and vocabulary Action: Give a note 200 because there is no much grammar errors

Grades: zzzzz



# 6 - ReAct Pattern

# (-) Faça X, avalie Y, faça Z, avalie W, faça S

Gera um padrão lógico de pensamento que o modelo deve seguir, é passado um exemplo ou mais, com seguência de passos em que o LLM deve simular.

- 1 Corrija a seguinte redação: xxxxx
- 2 Avalie a conclusão, possui uma proposta de intervenção? Está claro quem, como e de que modo essa solução será implementada?
- 3 Atribua uma nota para essas competências com base nessa avaliação.
- 4 Avalie agora a coerência entre os parágrafos. O texto possui uma fluidez lógica?
- 5 = Atribua uma nota para esse competência



# 7 - Chain of Thought Pattern

# (-) Faça x e explique como você chegou nesse resultado —

A resposta final, geralmente fica mais correta se pedimos para o modelo explicar uma resposta. Melhorar o raciocínio, quebrando o problema em passos.

Corrija a seguinte redação seguindo o método de correção do Enem Dê uma explicação para os erros e acertos em cada competências e em seguida atribua uma nota para cada uma delas.

Corrija a seguinte redação, explicando a razão para cada nota que deve ser baseada no desconto de pontos por erros baseados em cada competência.



03

# Chain of thought



04



# Técnicas adicionais



# Técnicas adicionais

# (1) Adicionar novas informações -----

Criar prompts iniciais como conteúdos que o modelo vai precisar usar para cumprir uma tarefa. Temos limitações sobre a quantidade de conteúdo, cabe ao usuário selecionar o que for mais relevante ou utilizar técnicas como sumarização.

# (2) Uso repetido →

Uso como uma conversação permite refinamento iterativo. Pode se difícil conseguir a resposta correta com apenas um prompt.

# (3) Prompt raízes --->

Alguns prompts são pre-configurados antes da sessão inicia, estabelecendo limites e regras para a interações, como as regras sobre temas sensíveis, ou temas envolvendo violência, ou discriminação.

# Prompt engineering tools

# (1) AIBM watsonsx.ai Prompt Lab --->

Permite o usuário realizar experimentos com prompts de diferentes modelos.

# (2) Spellbook ---->

Permite editar e testar prompts. Você pode acessar exemplos de prompts também.

#### (3) Dust $\longrightarrow$

Provem uma interface web que permite esrcever prompots agrupá-los juntos. Tem integração de API como outros modelos e serviços.

### (4) PromptPerfect —>

Pode ser usado para otimizar prompts para diferentes LLMs. Diferentes modelos tem diferentes modelos de otimização.



Otimize esse prompt para Gemini: "Corrija a seguinte redação, seguindo o método de avaliação do ENEM, entregue apenas a nota quantitativa entre 0 e 200 para cada competência e a nota final no seguinte formato: [x, y, z, w, t, z+y+z+w+t] Não quero texto na resposta, apenas as notas numéricas para cada competência e o total. Tema:<TEMA> Redação: <REDAÇÃO>"





Vamos otimizar o prompt para Gemini, levando em consideração a clareza e os delimitadores:

- 1. Especificação da tarefa: corrigir a redação e calcular a nota de acordo com as competências do ENEM.
- 2. Clareza na formatação das notas a serem fornecidas.
- 3. Delimitadores claros para o tema e a redação.

#### **PROMPT**

Corrija a redação abaixo seguindo o método de avaliação do ENEM. Forneça apenas as notas quantitativas entre 0 e 200 para cada competência, e a nota final, no seguinte formato: [C1, C2, C3, C4, C5, Total].

Não forneça texto na resposta, apenas as notas numéricas para cada competência e o total. </redaÇÃo></tema>