CTir v0.1

Classificação Textual

em documentos com relevante

Incidência de Ruído

Projeto didático apresentado no Curso:

Inteligência Artificial na prática: Machine Learning

ESMPU - Maio/2023

Professores: Erick Muzart Fernando Melo

Tutoria: Thiago Vieira

Alunos: Christiano Maia Denard Soa<u>res</u>

Roteiro

- 1. Desafio
- 2. Solução Proposta
- 3. Dados: pré-processamento e Ruído
- 4. Modelo: Treinamento e Métricas de performance
- 5. Abordagem: pontos de corte
- 6. Abordagem: margem máxima
- 7. Resultados
- 8. Publicação e próximos passos

1. Desafio

- Classificação de pronunciamentos judiciais a partir de seu texto.
 - Documentos padronizados (mesma origem e formato);
 - Documentos não padronizados:
 - Elevada variabilidade estrutural:
 - Relevante incidência de ruído
 - Erros no reconhecimento óptico de caracteres (OCR);
 - Erros de digitação (como substituição ou exclusão aleatória de caracteres em palavras).

Problema a ser solucionado

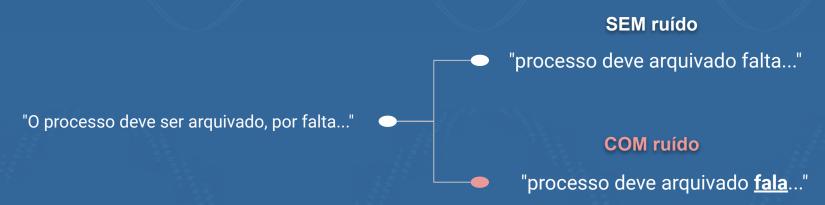
Recuperação de acurácia em classificação de textos com alta incidência de ruído

2. Solução Proposta

- Treinamento supervisionado de modelo de classificação a partir de texto com relevante incidência de ruído.
 - Variável alvo (target): categoria/classe do texto.
 - Dados já classificados/rotulados;
 - Texto COM ruído.

3. Dados: pré-processamento e Ruído

Fonte de dados: <Vide README.MD> do projeto no GitHub



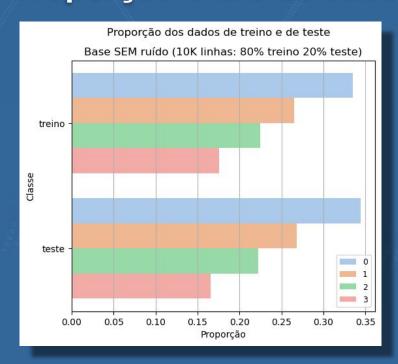
Informações técnicas:

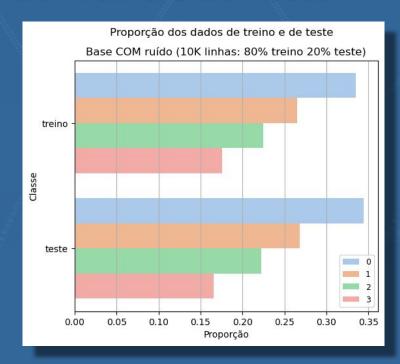
- Remoção de Stopwords após a inserção do ruído:
 - algumas palavras com ruído deixam de ser stopwords e, portanto, não são removidas no pré-processamento.
- Bibliotecas python utilizadas para:
 - ⊃ remoção de stopwords: **nltk**
 - o inserção de ruído aleatório: nlpaug

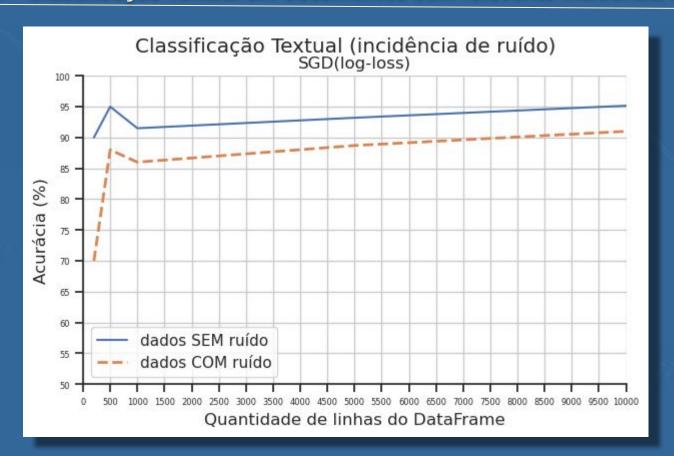
4. Modelo: Treinamento e Métricas de performance

- Trade-off SGD classifier X Random Forest
- Modelo de referência:
 - SGDClassifier(loss='log_loss')
 - Classificação linear com treinamento SGD.
 - Regressão logística
- Pontos de corte do Dataset = 200, 500, 1000, 5.000 e 10.000 linhas.
- Acurácias comparadas com a do modelo de referência.
- Matriz de confusão.

Proporção entre as bases de Treino e de Teste







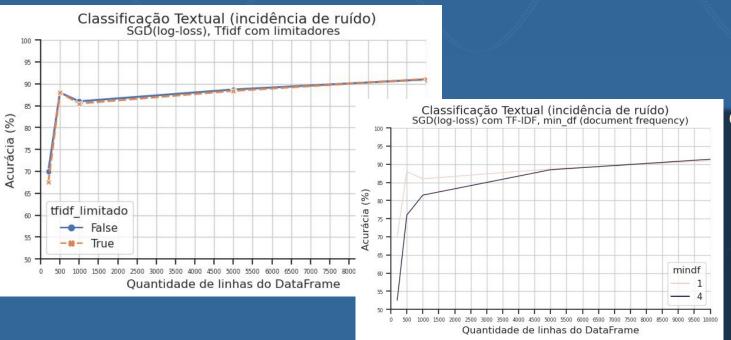
10 K linhas:

SEM ruído: 95,15 %

COM ruído: 91,00%

5. Abordagem: pontos de corte

- Mínimo DF (document frequency)
- TF-idf limitado



10 K linhas:

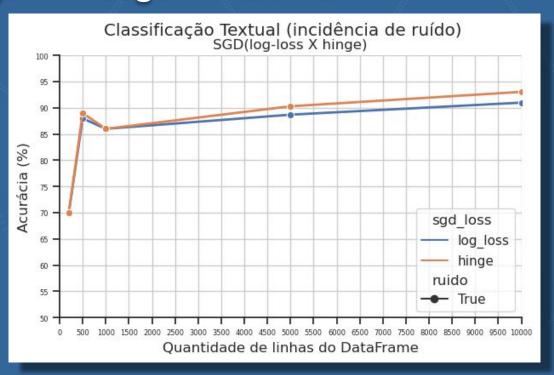
COM ruído: 91,00%

C/ tf-idf limitado: 91,10 %

C/ min_df = 4: 91,40 %

6. Abordagem: margem máxima

Hinge



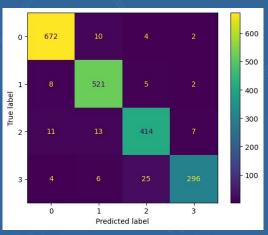
10 K linhas:

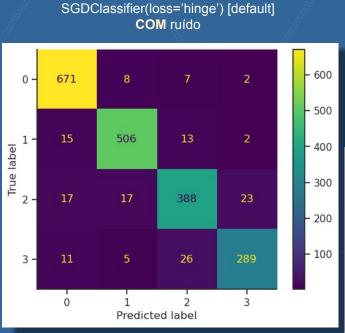
LOG-LOSS COM ruído: 91,00 %

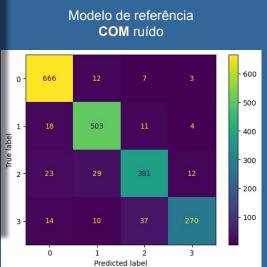
HINGE COM ruído: 93,05 %

Modelo de referência **SEM** ruído

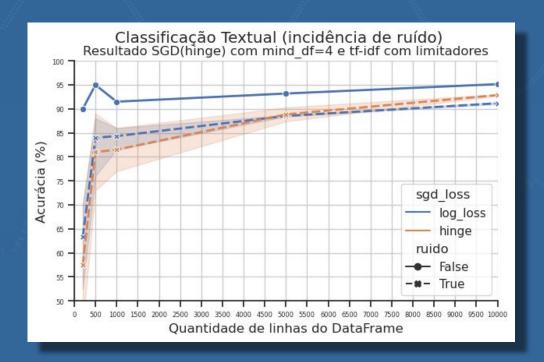








7. Resultados



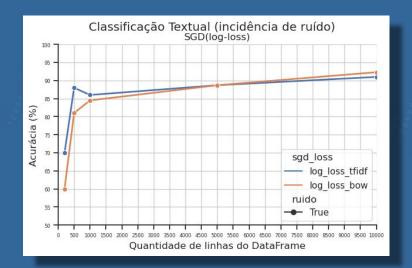
Interpretação/percepções sobre a acurácia:

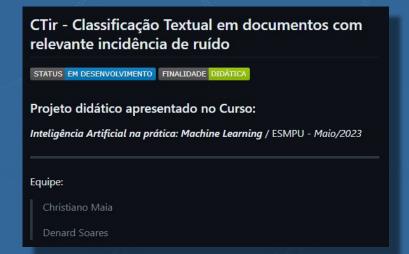
- Queda sensível para dados COM ruído.
- Recuperação progressiva em função do aumento da quantidade de dados.
- Melhoria pouco relevante para métodos de pontos de corte ("cut-off").
- Considerável melhoria para método que maximize a margem de separação entre as classes
 - Hinge (margem/fronteira máxima em SVM)

8. Publicação e próximos passos

https://github.com/pro-chsmaia/projeto_cursoml_ctir

- SVMs com otimização de hiperparâmetros
- Pré-processamento com lematização
- Bag of words X Tf-idf (impacto do idf)





Dentre as 20 menores médias da quantidade de ocorrências de palavras em cada documento (considerando que há muitos empates), foram identificadas as seguintes quantidades de palavras/expressões que existem no vocabulário para os seguinte tamanhos do conjunto de dados:

- Para 200 linhas: 9 / 20
- Para 1000 linhas: 8 / 20
- Para 10.000 linhas: 1 / 20

CTir v0.1

Classificação Textual

em documentos com relevante

Incidência de Ruído

Final da apresentação