### Universidade de São Paulo Instituto de Matemática e Estatística Bacharelado em Ciência da Computação

### Modelagem de Tópicos em Textos Históricos utilizando LLMs

João Pedro Lukasavicus Silva

Monografia Final

MAC 499 — TRABALHO DE FORMATURA SUPERVISIONADO

Supervisor: Mateus Espadoto

O conteúdo deste trabalho é publicado sob a licença CC BY 4.0 (Creative Commons Attribution 4.0 International License)

Esta seção é opcional e fica numa página separada; ela pode ser usada para uma dedicatória ou epígrafe.

# Agradecimentos

Do. Or do not. There is no try.

Mestre Yoda

Texto texto. Texto opcional.

#### Resumo

João Pedro Lukasavicus Silva. **Modelagem de Tópicos em Textos Históricos utilizando LLMs**. Monografia (Bacharelado). Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Elemento obrigatório, constituído de uma sequência de frases concisas e objetivas, em forma de texto. Deve apresentar os objetivos, métodos empregados, resultados e conclusões. O resumo deve ser redigido em parágrafo único, conter no máximo 500 palavras e ser seguido dos termos representativos do conteúdo do trabalho (palavras-chave). Deve ser precedido da referência do documento. Texto texto

Palavra-chave1. Palavra-chave2. Palavra-chave3.

#### **Abstract**

João Pedro Lukasavicus Silva. **Title of the document**: *a subtitle*. Capstone Project Report (Bachelor). Institute of Mathematics and Statistics, University of São Paulo, São Paulo.

Keywords: Keyword1. Keyword2. Keyword3.

## Lista de abreviaturas

CFT	Transformada contínua de Fourier (Continuous Fourier Transform)
DFT	Transformada discreta de Fourier (Discrete Fourier Transform)
EIIP	Potencial de interação elétron-íon (Electron-Ion Interaction Potentials)
STFT	Transformada de Fourier de tempo reduzido (Short-Time Fourier Transform)
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
URL	Localizador Uniforme de Recursos (Uniform Resource Locator)
IME	Instituto de Matemática e Estatística
USP	Universidade de São Paulo

## Lista de símbolos

- $\omega$  Frequência angular
- $\psi$  Função de análise wavelet
- Ψ Transformada de Fourier de ψ

Lista de figuras

Lista de tabelas

Lista de programas

## Sumário

ln	trodi	ıção		1
1	Bac	kgroun	ıd	3
2	Exp	erimen	ntos	5
	2.1	Conju	nto de dados	5
		2.1.1	Textos históricos	5
		2.1.2	Preparação dos dados	5
	2.2	Experi	imentos	6
3	Res	ultados		7
4	Con	clusão		9
Ín	dice :	remissi	ivo	11

# Introdução

Background

## **Experimentos**

### 2.1 Conjunto de dados

#### 2.1.1 Textos históricos

O conjunto de dados utilizados neste trabalho consiste nas obras Etimologias - Isidoro de Sevilha, ... TODO: lista de obras

Todos os arquivos estão em formato texto puro, e foram obtidos em... TODO: Como pode-se obter esses arquivos.

#### 2.1.2 Preparação dos dados

Primeiramente, pelo modo como cada livro está formatado, fazemos um processamento inicial para separar cada livro em capítulos, e juntar palavras com hífen. TODO: exemplos. Então, cada capítulo foi subdividido em sentenças usando a biblioteca Spacy... TODO: expandir. TODO: exemplos

Apesar de algumas tarefas em processamento de linguagem natural serem usadas em outras abordagens de modelagem de tópicos, como remoção de stop-words, lematização, etc, não fazemos esses procedimentos na fase de preparação dos dados para a abordagem utilizada neste trabalho, pois ... TODO: expandir. PERGUNTA: Devo explicar remoção de stop words e lematização?

Depois de um pré-processamento dos textos, terminando em sua divisão em sentenças, geramos embeddings para cada uma dessas sentenças. Os modelos usados para a geração desses embeddings foram: "sentence-transformers/LaBSE", "jinaai/jina-embeddings-v3", "intfloat/multilingual-e5-large-instruct", "nomic-ai/nomic-embed-text-v2-moe". Esses embeddings então foram armazenados em um banco de dados vetorial, juntamente com cada sentença, e alguns outros metadados, como nome do autor, nome da obra, e uma identificação do capítulo. Esses metadados servem para criar filtros para buscas posteriores nesse banco de dados.

A seguir, fazemos uma redução de dimensionalidade de cada um dos conjuntos de

embeddings gerados. Essa etapa é importante para o desempenho da etapa posterior do método, de clusterização, pois... TODO: expandir. Esses embeddings reduzidos são armazenados então, para sua utilização posterior.

### 2.2 Experimentos

Cada experimento consistiu em aplicar o BERTopic, utilizando os diferentes conjuntos de dados gerados pelos diferentes modelos de embedding, variando o número de tópicos a serem descobertos: 10, 20, 50 e 100 tópicos.

Resultados

Conclusão

# Índice remissivo

I Inglês, *veja* Língua estrangeira