Layout-Aware Zero-Shot Learning for Visual Document Matching

Qualificação de Mestrado

Lucas de Almeida Bandeira Macedo

Universidade de Brasília
Departamento de Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Pedro Garcia Freitas
Coorientador: Prof. Dr. Bruno Luiggi Macchiavello Espinoza

Outubro de 2025

Capítulos

Introdução

Contexto - Documentos e Compliance

- Documentos físicos
- Imagens de documentos
- Exemplos:

Contexto - Processamento de Documentos

Contexto - Importância da Classificação da Imagem

- Assegurar que o documento está correto
- Documentos não-digitais
- Evita fraudes

Contexto - Importância da Classificação da Imagem

- Assegurar que o documento está correto
- Documentos não-digitais
- Evita fraudes

Contexto - Importância da Classificação

Classificação Tradicional:

- Categorização em classes predefinidas
- Cross-Entropy Loss

Desempenho Atual:

- Bakkali et al. (2021): 97.70% de acurácia no RVL-CDIP

Contexto - Importância da Classificação

Classificação Tradicional:

- Categorização em classes predefinidas
- Cross-Entropy Loss

Desempenho Atual:

- Bakkali et al. (2021): 97.70% de acurácia no RVL-CDIP

O Problema:

- Novos layouts de documentos
- Classes completamente novas
- Necessidade de retreinamento
- Semanas/meses de engenharia de dados e treinamento

Zero-Shot Learning

Permite que o modelo reconheça elementos de classes nunca vistas no treinamento

Sobre a Pesquisa

Desafios

- Falta de dataset especializado
  - Imagens de Documento
  - Generalização
  - Divisão treino e teste zero-shot
- Ausência de metodologia estado-da-arte
  - Paradigma ZSL
  - Capacidade de classificar

Contribuições

1. **Novo dataset LA-CDIP**
   - Classificação ZSL
   - Derivado do RVL-CDIP
2. **Abordagem de Visual Document Matching (VDM)**
   - Similaridade de documentos
   - Metric Learning
   - Generalização Zero-Shot
3. **Avaliação sistemática**
   - Benchmark extensivo
   - Comparação com LLM

Metodologia

Dataset - Motivação

Datasets Disponíveis

- PubLayNet, DocLayNet
- DocVQA
- CORD, SROIE
- RVL-CDIP

Dataset - Motivação

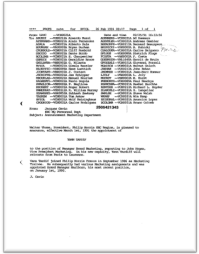
Datasets Disponíveis

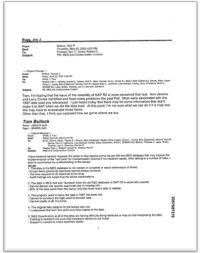
- PubLayNet, DocLayNet
- DocVQA
- CORD, SROIE
- RVL-CDIP

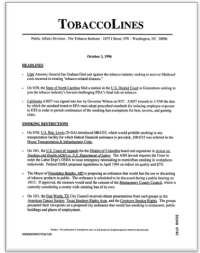
RVL-CDIP

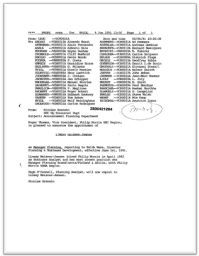
- 400.000 documentos
- 16 classes
- email, formulário, carta...
- Separado por função

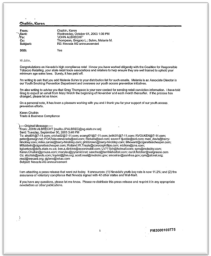
Dataset - Motivação

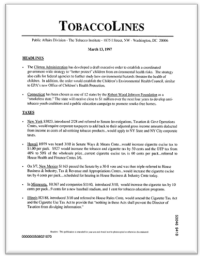




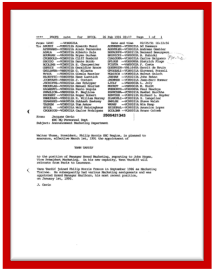


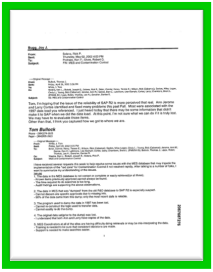


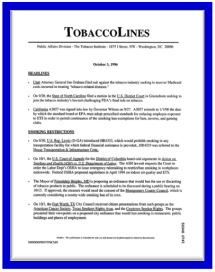


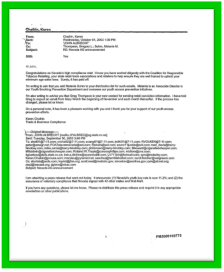


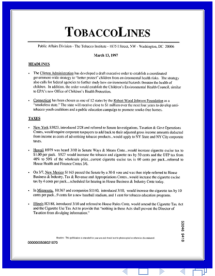
Dataset - Motivação



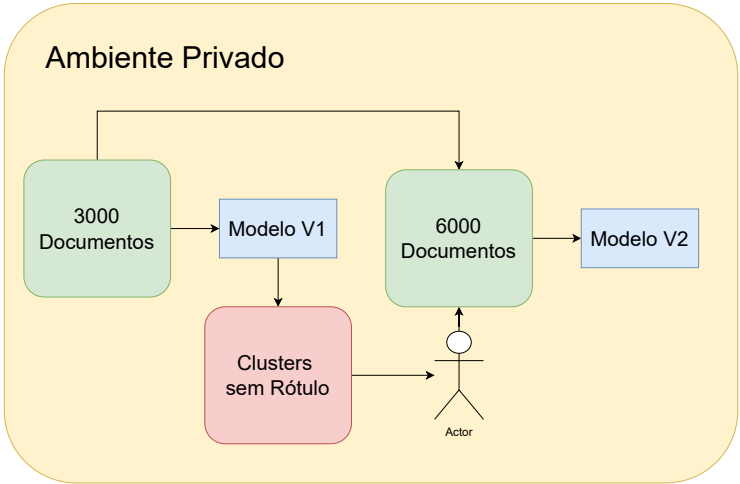




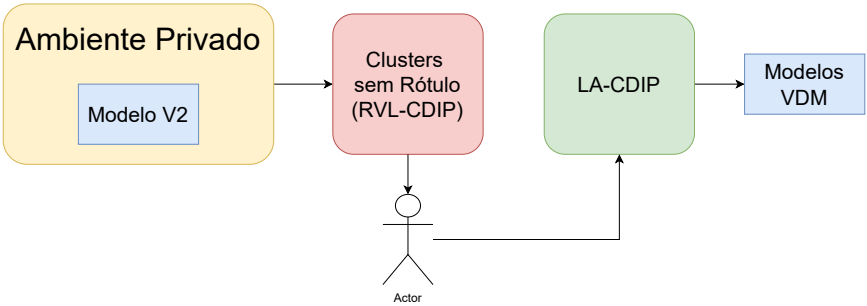




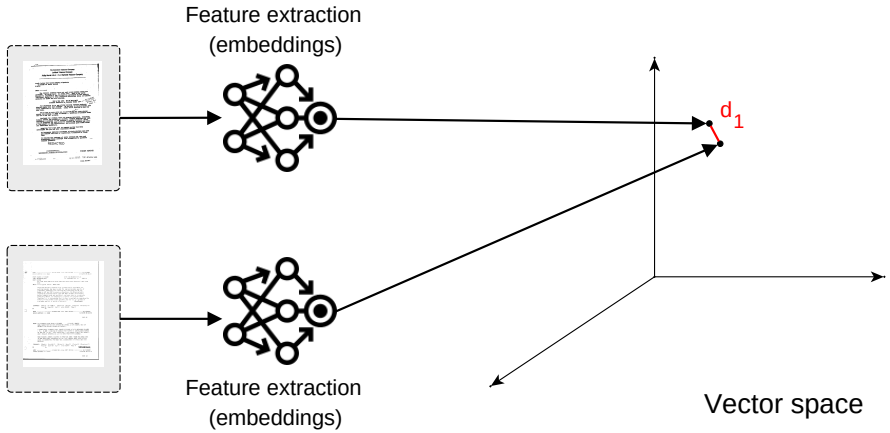
LA-CDIP Dataset - Processo de Rotulação



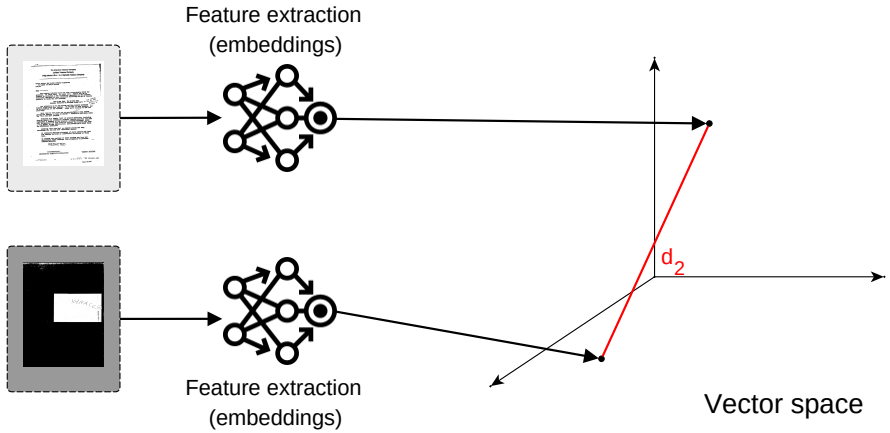
LA-CDIP Dataset - Processo de Rotulação



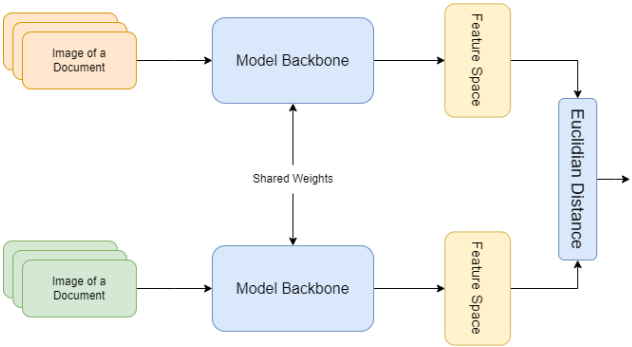
Visual Document Matching - Ilustração



Visual Document Matching - Ilustração

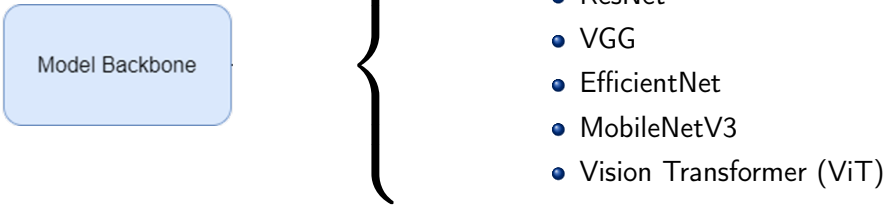


VDM - Arquitetura



$$\mathcal{L} = \begin{cases} d(x_1, x_2)^2, & \text{if } y = 1 \\ (m - d(x_1, x_2))^2, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Model Backbone



Benchmarking com LLMs

Modelos Avaliados:

- LLaVA 3.2 Vision
- InternVL 2.5
- Qwen2.5-VL
- GPT-4o (2024-11-20)
- GPT-4o-mini (2024-07-18)

Avaliação:

- Zero-shot (sem fine-tuning)
- Pontuação de similaridade 0–100
- 5 níveis de categorização

Benchmarking com LLMs - Exemplos

Reference Image

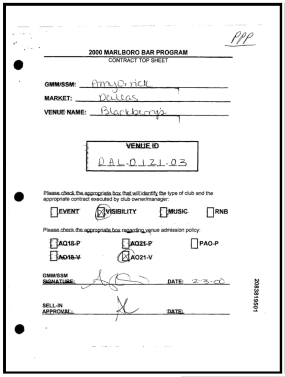
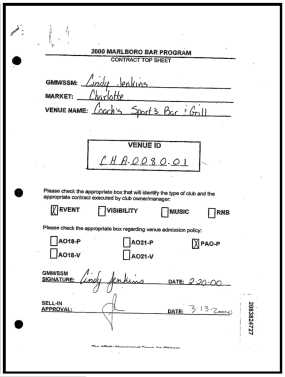


Image to Compare



Similarity Score: 98
Category: Nearly Identical

Reference Image

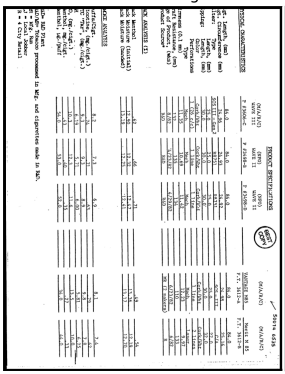
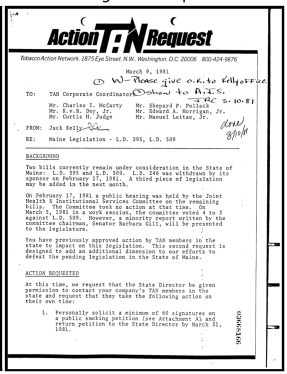


Image to Compare



Similarity Score: 15
Category: Completely Different

Resultados

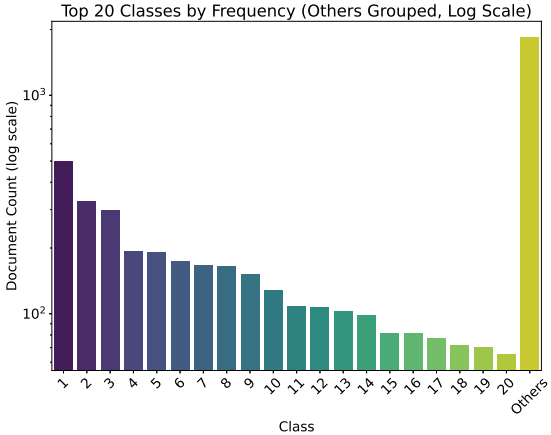
LA-CDIP Dataset - Estatísticas

Composição:

- 4.993 documentos
- 144 classes diferentes
- Min: 2 documentos/classe
- Max: 497 documentos/classe
- Mediana: 13 documentos/classe

Splits:

- ZSL: separação completa treino/teste
- GZSL: 50% overlap de classes
- 5-fold cross-validation



Métricas de Avaliação

Equal Error Rate (EER)

- Ponto onde FAR = FRR
- FAR: False Acceptance Rate
- FRR: False Rejection Rate

$$FAR(\tau) = \frac{\text{False Acceptances}}{\text{Total Negatives}} \qquad FRR(\tau) = \frac{\text{False Rejections}}{\text{Total Positives}}$$

Protocolo de Teste:

Para cada documento: 1 par similar + 1 par dissimilar

Resultados - Visão Geral

Architecture	Edition	Params	ZSL	GZSL	Test ZSL	Test GZSL
AlexNet		57M	8.92	5.45	17.33	6.31
VGG	11	129M	7.47	5.01	14.24	3.95
	13	129M	7.03	4.79	9.30	3.95
	16	134M	8.29	5.23	14.74	4.82
	19	139M	7.30	4.57	17.08	3.90
ResNet	18	11M	5.03	**1.54**	4.98	1.51
	34	21M	4.32	2.10	4.13	1.53
	50	23M	6.90	3.39	10.34	2.21
	101	42M	8.20	2.72	11.31	1.98
	152	58M	9.44	3.38	12.70	2.39
MobileNetV3	Small	1M	7.98	5.06	12.74	5.26
	Large	4M	8.16	4.27	8.45	4.43
EfficientNet	0	4M	4.41	2.27	6.02	**0.95**
	1	6M	**3.93**	3.54	8.88	2.70
	2	7M	5.73	2.61	7.29	2.14
	3	10M	5.65	3.64	7.37	2.34
ViT	Base	87M	12.43	7.97	19.72	5.19
	Large	305M	13.16	7.57	19.88	5.26
Llama	3.2	11B	–	–	13.95	21.90
InternVL	2.5	8B	–	–	8.58	10.40
Qwen-VL	2.5	7B	–	–	6.61	4.20
GPT-4o mini	2024-07-18	*	–	–	4.70	4.07
GPT-4o	2024-11-20	*	–	–	**2.75**	**1.33**

Resultados - ResNet e EfficientNet

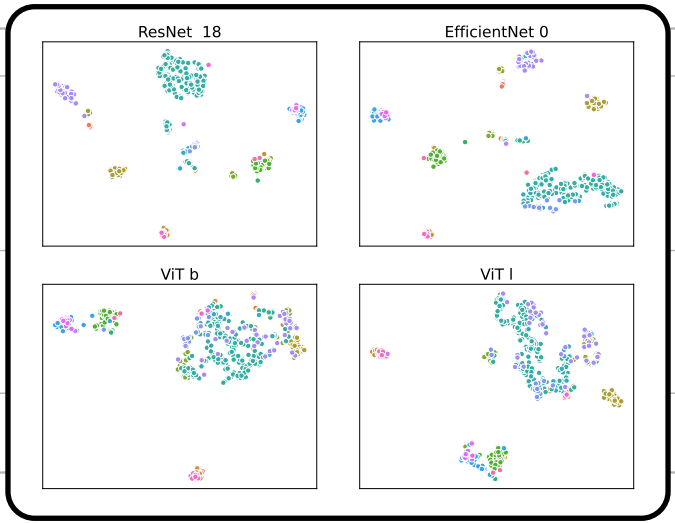
Architecture	Edition	Params	ZSL	GZSL	Test ZSL	Test GZSL
ResNet	18	11M	5.03	**1.54**	4.98	1.51
	34	21M	4.32	2.10	4.13	1.53
	50	23M	6.90	3.39	10.34	2.21
	101	42M	8.20	2.72	11.31	1.98
	152	58M	9.44	3.38	12.70	2.39
EfficientNet	0	4M	4.41	2.27	6.02	**0.95**
	1	6M	**3.93**	3.54	8.88	2.70
	2	7M	5.73	2.61	7.29	2.14
	3	10M	5.65	3.64	7.37	2.34

Resultados - ResNet, EfficientNet e ViT

Architecture	Edition	Params	ZSL	GZSL	Test ZSL	Test GZSL
ResNet	18	11M	5.03	**1.54**	4.98	1.51
	34	21M	4.32	2.10	4.13	1.53
	50	23M	6.90	3.39	10.34	2.21
	101	42M	8.20	2.72	11.31	1.98
	152	58M	9.44	3.38	12.70	2.39
EfficientNet	0	4M	4.41	2.27	6.02	**0.95**
	1	6M	**3.93**	3.54	8.88	2.70
	2	7M	5.73	2.61	7.29	2.14
	3	10M	5.65	3.64	7.37	2.34
ViT	Base	87M	12.43	7.97	19.72	5.19
	Large	305M	13.16	7.57	19.88	5.26

Resultados - Visualização TSNE

Architecture	Test GZSL
ResNet	1.51
	1.53
	2.21
	1.98
	2.39
EfficientNet	**0.95**
	2.70
	2.14
	2.34
ViT	5.19
	5.26



Resultados - Large Language Models

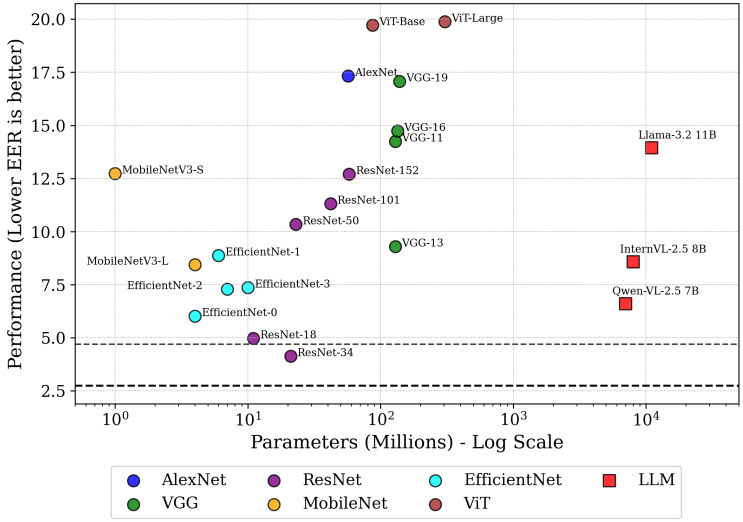
Model	Version	Params	Test ZSL	Test GZSL
Llama	3.2	11B	13.95	21.90
InternVL	2.5	8B	8.58	10.40
Qwen-VL	2.5	7B	6.61	4.20
GPT-4o mini	2024-07-18	*	4.70	4.07
GPT-4o	2024-11-20	*	**2.75**	**1.33**

* Parameter count not publicly disclosed

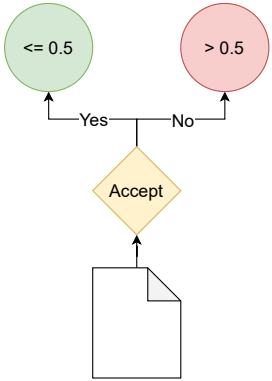
Resultados - Melhores Modelos Visuais vs LLMs

Architecture	Edition	Params	ZSL	GZSL	Test ZSL	Test GZSL
ResNet	18	11M	5.03	1.54	4.98	1.51
	34	21M	4.32	2.10	4.13	1.53
	50	23M	6.90	3.39	10.34	2.21
	101	42M	8.20	2.72	11.31	1.98
	152	58M	9.44	3.38	12.70	2.39
EfficientNet	0	4M	4.41	2.27	6.02	**0.95**
	1	6M	**3.93**	3.54	8.88	2.70
	2	7M	5.73	2.61	7.29	2.14
	3	10M	5.65	3.64	7.37	2.34
Llama	3.2	11B	–	–	13.95	21.90
InternVL	2.5	8B	–	–	8.58	10.40
Qwen-VL	2.5	7B	–	–	6.61	4.20
GPT-4o mini	2024-07-18	*	–	–	4.70	4.07
GPT-4o	2024-11-20	*	–	–	**2.75**	1.33

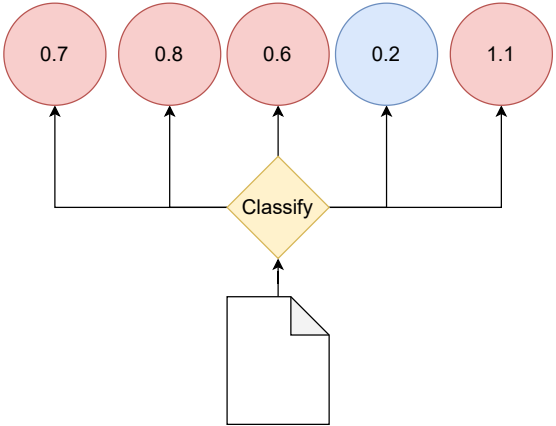
Comparação: Visual Models vs LLMs



Comparação: Visual Models vs LLMs



Sistema de Verificação



Sistema de Identificação

Conclusão

Conclusões

1. **LA-CDIP Dataset**

   Categorizado por layout visual para Zero-Shot Learning

2. **Metodologia com VDM**

   Enforçando comparação de documentos como forma de classificação

3. **Benchmarking Sistemático**

   Comparação entre modelos visuais e LLMs

Limitações e Trabalhos Futuros

Limitações Conhecidas:

- Dataset relativamente pequeno
- Complexidade de arquiteturas limitada
- Apenas documentos do RVL-CDIP

Trabalhos Futuros:

- Aumentar número de amostras
- Aumentar número de classes
- Incluir fontes adicionais de documentos

Obrigado!

Lucas de Almeida Bandeira Macedo
lucasabmacedo@hotmail.com

Orientador: Prof. Dr. Pedro Garcia Freitas
Coorientador: Prof. Dr. Bruno Luiggi Macchiavello Espinoza