# Aplicação de Large Language Models na Análise e Síntese de Documentos Jurídicos: Uma Revisão de Literatura

Matheus Belarmino<sup>1</sup>, Rackel Coelho<sup>1</sup>, Roberto Lotufo<sup>2</sup>, Jayr Pereira<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal do Cariri (UFCA) Juazeiro do Norte – CE – Brasil

> <sup>2</sup>NeuralMind.ai Campinas – SP – Brasil

matheus.pereira@aluno.ufca.edu.br, jayr.pereira@ufca.edu.br

Abstract. Large Language Models (LLMs) have been increasingly used to optimize the analysis and synthesis of legal documents, enabling the automation of tasks such as summarization, classification, and retrieval of legal information. This study aims to conduct a systematic literature review to identify the state of the art in prompt engineering applied to LLMs in the legal context. The results indicate that models such as GPT-4, BERT, Llama 2, and Legal-Pegasus are widely employed in the legal field, and techniques such as Few-shot Learning, Zero-shot Learning, and Chain-of-Thought prompting have proven effective in improving the interpretation of legal texts. However, challenges such as biases in models and hallucinations still hinder their large-scale implementation. It is concluded that, despite the great potential of LLMs for the legal field, there is a need to improve prompt engineering strategies to ensure greater accuracy and reliability in the generated results.

Resumo. Os Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs) têm sido cada vez mais utilizados para otimizar a análise e síntese de documentos jurídicos, possibilitando a automatização de tarefas como sumarização, classificação e recuperação de informações legais. Este estudo tem como objetivo realizar uma revisão sistemática da literatura para identificar o estado da arte em engenharia de prompts aplicada a LLMs no contexto jurídico. Os resultados indicam que modelos como GPT-4, BERT, Llama 2 e Legal-Pegasus são amplamente empregados na área jurídica, e técnicas como Few-shot Learning, Zero-shot Learning e Chain-of-Thought prompting têm se mostrado eficazes para melhorar a interpretação de textos legais. No entanto, desafios como a presença de vieses nos modelos e a ocorrência de alucinações ainda dificultam sua implementação em larga escala. Conclui-se que, apesar do grande potencial dos LLMs para o direito, há a necessidade de aprimoramento das estratégias de engenharia de prompts para garantir maior precisão e confiabilidade nos resultados gerados.

### 1. Introdução

Os avanços em inteligência artificial e aprendizado de máquina têm revolucionado diversas áreas do conhecimento, incluindo o direito. A crescente digitalização dos processos jurídicos gerou um volume exponencial de documentos legais, tornando cada vez mais desafiador para advogados, juízes e pesquisadores processar, interpretar e extrair

informações relevantes de maneira eficiente. Nesse contexto, os modelos de linguagem de grande escala (LLMs, do inglês, Large Language Models) surgem como uma tecnologia promissora para auxiliar na análise e síntese de documentos jurídicos [?].

Os LLMs são modelos de aprendizado de máquina treinados em vastos conjuntos de dados textuais para compreender e gerar linguagem natural. Esses modelos são baseados na arquitetura de Transformers [Vaswani et al. 2017], que permite que eles aprendam diferentes tarefas a partir de grandes volumes de texto por meio de mecanismos de autoatenção. Dentre os LLMs mais conhecidos estão o GPT-4, Gemini, LLaMa e Sabiá, um modelo voltado para o português brasileiro [Abonizio et al. 2025]. Esses modelos são capazes de realizar tarefas como responder perguntas, traduzir textos, resumir documentos, classificar informações e até mesmo gerar conteúdos com coerência contextual.

A aplicação de LLMs no contexto legal tem o potencial de otimizar significativamente processos como revisão contratual, predição de decisões judiciais, recuperação de jurisprudência e geração automática de resumos legais. No entanto, apesar de seus avanços, esses modelos ainda enfrentam desafios como alucinações (geração de informações incorretas), viés nos dados de treinamento e dificuldades na interpretação de contextos jurídicos específicos. Assim, um dos principais focos de pesquisa atualmente é a utilização de técnicas de engenharia de *prompts* para melhorar a precisão e relevância das respostas dos LLMs em contextos jurídicos [Peixoto and Bonat 2023].

A engenharia de *prompts* refere-se ao processo de formular comandos ou instruções otimizadas para obter as melhores respostas possíveis dos LLMs. Técnicas como *Zero-shot Learning* (quando o modelo responde sem exemplos), *Few-shot Learning* (quando é treinado com poucos exemplos) e *Chain-of-Thought* (quando se estimula um raciocínio passo a passo) têm sido amplamente estudadas para aprimorar a performance dos LLMs em tarefas jurídicas complexas. Pesquisadores vêm explorando essas estratégias para reduzir erros e viabilizar o uso confiável desses modelos no setor jurídico [Moura and Carvalho 2023].

Apesar da ampla gama de pesquisas sobre LLMs aplicados ao direito, os estudos existentes estão dispersos e não sistematizados em uma única fonte. Isso dificulta a compreensão do estado da arte e a identificação de lacunas e oportunidades de aprimoramento na aplicação dessas tecnologias no contexto jurídico. Atualmente, não há uma revisão consolidada na literatura que reúna e analise criticamente os avanços recentes na engenharia de *prompts* aplicada aos LLMs para documentos jurídicos. Diante dessa lacuna, o objetivo principal desta pesquisa é realizar uma revisão da literatura para identificar o estado da arte em técnicas de engenharia de *prompts* aplicadas a LLMs na análise e síntese de documentos jurídicos complexos em Língua Portuguesa.

#### 2. Metodologia

## 2.1. Definição das Perguntas de Pesquisa

A pesquisa foi conduzida com o objetivo de compreender como os Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs) são aplicados na análise de documentos jurídicos. Para isso, foram formuladas perguntas de pesquisa principais e secundárias, conforme apresentado na Tabela 1.

Esta pesquisa busca compreender de forma ampla o impacto dos LLMs na análise

Table 1. Perguntas de Pesquisa e Facetas

ID	Pergunta de Pesquisa	Faceta
RQ1	Qual o modelo de linguagem utilizado?	Modelo
RQ2	Quais as técnicas de engenharia de prompt utilizadas?	Técnica
RQ3	Como a solução é avaliada?	Avaliação
RQ4	Quais as métricas usadas na avaliação?	Métrica
RQ5	Qual o desempenho dos LLMs na tarefa?	Desempenho
RQ6	Qual o domínio de aplicação?	Domínio

de documentos jurídicos. As perguntas secundárias foram elaboradas para permitir uma avaliação detalhada dos aspectos técnicos, metodológicos e aplicacionais dos modelos de linguagem.

### 2.2. Bases de Dados e Estratégia de Busca

Para garantir um levantamento abrangente da literatura científica sobre o tema, a pesquisa foi realizada nas bases de dados SCOPUS e Springer, que são amplamente reconhecidas pela indexação de estudos relevantes na área de inteligência artificial e direito.

A estratégia de busca foi definida para recuperar artigos relacionados à aplicação de engenharia de *prompts* e modelos de linguagem na análise de documentos jurídicos. A busca foi limitada ao período de 2020 a 2024 para garantir a inclusão de estudos recentes e relevantes. A query utilizada para a busca dos estudos foi:

("Prompt Engineering" OR "Prompt Optimization" OR "Large Language Models" OR "LLMs" OR "generative artificial intelligence") AND ("Legal Document" OR "Judicial Processes" OR "Legal Cases" OR "Court Documents")

## 2.3. Seleção de Estudos

Os estudos foram selecionados com base em critérios de inclusão e exclusão previamente estabelecidos, conforme apresentado na Tabela 2. A seleção foi realizada em três etapas: (i) leitura dos títulos e resumos, (ii) análise do texto completo e (iii) avaliação final com base nos critérios de inclusão e exclusão. Para garantir uma triagem eficiente e sistemática das publicações, utilizou-se o ChatGPT como suporte na organização e análise preliminar dos artigos. O modelo de linguagem foi empregado para identificar padrões nos dados, sugerir categorizações e auxiliar na extração de informações relevantes dos textos científicos, tornando o processo mais ágil e estruturado. No entanto, todas as decisões finais sobre a inclusão ou exclusão dos estudos foram realizadas manualmente, garantindo rigor metodológico e alinhamento com os objetivos da pesquisa. Dessa forma, a ferramenta foi utilizada como um recurso complementar para otimizar a análise, sem comprometer a integridade dos resultados.

# 2.4. Extração de Dados

A extração de dados foi realizada de maneira sistemática para garantir uma análise comparativa entre os estudos selecionados. A Tabela 3 apresenta os principais elementos extraídos de cada estudo.

Table 2. Critérios de Inclusão e Exclusão

Tipo	Critério					
Inclusão	IC1: O estudo aborda a aplicação de técnicas de engenharia de <i>prompts</i>					
	na análise de documentos jurídicos.					
	IC2: O estudo explora o uso de modelos de linguagem (LLMs) na					
	interpretação de processos judiciais ou outros documentos legais.					
Exclusão	EC1: O estudo está escrito em uma língua diferente de português ou					
	inglês.					
	EC2: O estudo é um editorial, keynote, biografia, opinião, tutorial,					
	workshop, resumo de relatório, poster, tese, dissertação, capítulo de					
	livro ou painel.					
	EC3: O estudo não aborda a análise ou síntese de documentos jurídicos.					
	EC4: O estudo não utiliza técnicas de engenharia de <i>prompts</i> ou Large					
	Language Models (LLMs).					
	EC5: O foco do estudo é em outra área do direito que não envolve					
	processos ou documentos jurídicos complexos em Língua Portuguesa.					

Table 3. Elementos Extraídos dos Estudos

Elemento	Descrição			
Referência do estudo	Autor, ano, título e fonte do estudo.			
Modelos de linguagem utilizados	LLMs empregados na análise de documentos			
	jurídicos.			
Técnicas de engenharia de prompt	Métodos utilizados para otimizar a interação			
	com os LLMs.			
Métodos de avaliação	Procedimentos aplicados para validar a eficácia			
	das soluções.			
Métricas de desempenho	Indicadores utilizados para medir a qualidade			
	das respostas.			
Principais achados e limitações	Resultados obtidos e desafios identificados nos			
	estudos.			

# 3. Resultados

Na Tabela 4, apresenta-se a revisão sistemática de artigos científicos sobre o uso de LLMs na área jurídica, explorando aspectos fundamentais como os modelos utilizados, as técnicas de engenharia de prompt, os métodos de avaliação das soluções, as métricas empregadas, o desempenho dos modelos e os domínios de aplicação. A partir dessa análise, é possível identificar tendências, desafios e avanços na aplicação dessas tecnologias para a compreensão e síntese de documentos jurídicos.

Table 4. Resultados

Artigo	RQ1: Modelo	RQ2: Prompt	RQ3: Avaliação	<b>RQ4:</b> Métricas	RQ5: Desempenho	RQ6: Domínio
[Deroy et al. 2024]	GPT-4 e 3.5, LLama-2,	TL;DR	Métricas automáticas	Rouge, METEOR,	LLMs superaram	Sumarização de de-
	Legal-Pegasus, Legal-				métodos extrativos	cisões judiciais do
	LED		estudantes de Direito	NumPrec		Reino Unido e Índia
[Ghosh et al. 2023]	BART (Encoder-	Mascaramento seletivo	Testado em 13 datasets	F1, Precisão, Diversi-	Melhorou o desem-	Aumento de dados para
	Decoder)	de spans	de 6 tarefas	dade de Tokens	penho em 1%-50%	NLP jurídico
[Wu et al. 2023]	ChatGPT (GPT-3.5)	Reorganização de fatos		Acurácia, Precisão, Re-	Proposta superou base-	Predição de julgamen-
		jurídicos	CAIL2018 e CJO22	call, F1	line	tos na China
[Venkatakrishnan et	GPT-3.5, Mistral 8*7B	Construção de grafos	, ,	Não especificado	Geração de grafos com	Análise de dados de
al. 2024]			dos grafos		alta precisão	imigração
[Deroy et al. 2023]	Text-Davinci-003,	Tl;Dr, divisão em blo-			Modelos jurídicos es-	Sumarização de
	GPT-3.5, modelos	cos de 1024 palavras	resumos gerados e	BLEU, SummaC,	pecíficos tiveram mel-	decisões judiciais
	ajustados		padrões	NEPrec, NumPrec	hor desempenho	indianas
[Wu et al. 2024]	D3LM fine-tune do	Perguntas diagnósticas	avaliação automática e	ROUGE, BLEU,	Superou GPT-4 em	
	LLaMa-2		humana	fluência, precisão	métricas específicas	nais nos EUA
[Zhou et al. 2023]	GPT-3.5-turbo, BERT	Sumarização extrativa	Experimentos com	P@5, P@10, MAP,	Melhor que baselines	Recuperação de casos
			modelos de busca	NDCG		jurídicos
[Kang et al. 2023]	ChatGPT	Decomposição de	Avaliação por estu-	Precisão, recall, F1-	Desempenho misto, F1	Direito contratual e
			dantes e especialistas	score, Cohen's Kappa	médio de 0.49	familiar (Malásia e
		)	jurídicos			Austrália)
[Prasad et al. 2024]	GPT-Neo, GPT-J,	3		Micro-F1, Macro-F1,	MESc teve desem-	Classificação de doc-
	LEGAL-BERT, InLe-	chunks, embeddings de	jurídicos	acurácia	penho superior aos	
	galBERT	última camada			métodos anteriores	(Índia, UE, EUA)
[Nunes et al. 2024]	`	In-Context Learning			l *	
	tado para português)		brasileiros (LeNER-Br,	call	com K similares, F1 de	jurídicos brasileiros
		similares	UlyssesNER-Br)		51%	
[Hijazi et al. 2024]	GPT-4, Jais, Llama 3,	In-Context Learning,		F1-score, ROUGE,	GPT-4 foi o melhor	Direito saudita e árabe
	Claude-3-opus	0 1	Q&A e traduções	métrica de similaridade	geral, Jais destacou-se	
		Few-shot e Zero-shot		GPT-4	no direito saudita	
[Chen et al. 2024]	Qwen-14B, LLaMA,	Ajuste fino em duas	Testes com corpus de e-	SacreBLEU, ROUGE	G2ST superou modelos	Tradução de textos de
	GPT-3.5, GPT-4	etapas, R-Drop	commerce		de última geração	e-commerce
[Coelho et al. 2024]	ChatGPT, Doc2Vec, C-	Prompts específicos		Precisão, recall, F1-	Desempenho competi-	Extração de
	LSTM, BERT	com justificativa	jurídicos brasileiros	score, acurácia, RMSE	tivo	informações jurídicas
[Choi 2024]	GPT-4 e 3.5 Turbo,	Zero-shot, Few-shot,	Comparação com hu-	Acurácia, precisão, re-	GPT-4 comparável a	Classificação de
	RandomForest, SVM	Chain-of-Thought	manos	call, F1-score	humanos (F1=0.89)	opiniões

O avanço dos LLMs tem proporcionado mudanças significativas no campo da inteligência artificial aplicada ao direito. Com a crescente digitalização dos processos jurídicos e a expansão do uso de documentos eletrônicos, os LLMs apresentam-se como uma ferramenta essencial para análise, classificação e geração de conteúdo legal. Neste contexto, diversos estudos têm sido conduzidos para avaliar o desempenho desses modelos na análise de documentos jurídicos. A partir das questões de pesquisa fundamentais (RQs), este trabalho busca explorar como os LLMs são empregados, suas limitações e potencialidades dentro do campo jurídico.

Modelos de Linguagem Utilizados (RQ1). Os modelos de linguagem empregados variam conforme a abordagem do estudo e o objetivo específico de cada análise. Muitos estudos utilizam modelos de uso genérico como GPT-3.5, GPT-4 e LLaMa 2 [Deroy et al. 2024, Wu et al. 2023, Venkatakrishnan et al. 2024, Deroy et al. 2023, Zhou et al. 2023, Kang et al. 2023, Hijazi et al. 2024, Chen et al. 2024, Choi 2024, Nunes et al. 2024]. Alguns estudos optam por usar também por modelos especializados, como Legal-Pegasus e o Legal-LED [Deroy et al. 2023, Deroy et al. 2024]. Enquanto outros optaram pelo BERT adaptados ao domínio jurídico [Zhou et al. 2023, Coelho et al. 2024]. Os estudos demonstram, que a escolha do modelo influencia diretamente a capacidade do sistema de interpretar textos legais, pois modelos treinados em domínios específicos demonstram melhor compreensão dos conceitos jurídicos e maior precisão na classificação de documentos e extração de informações.

Técnicas de Engenharia de Prompt Utilizadas (RQ2). Para otimizar o desempenho dos modelos de linguagem, diferentes técnicas de engenharia de prompt são utilizadas. As estratégias incluem zero-shot prompting, no qual o modelo é solicitado a realizar uma tarefa sem exemplos prévios, e few-shot prompting, que fornece alguns exemplos para guiar a resposta do modelo. O Chain of Thought (CoT) [Wei et al. 2022], por sua vez, incentiva o raciocínio passo a passo antes de fornecer uma resposta final. Outros métodos, como prompts adaptativos e reformulação dinâmica de consultas, também são utilizados para aprimorar a precisão das respostas, principalmente em contextos complexos como a extração de informações de pareceres jurídicos.

Avaliação da Solução (RQ3). A avaliação do desempenho dos modelos de linguagem no domínio jurídico ocorre por meio de diferentes abordagens. Algumas pesquisas utilizam métricas automáticas, como a similaridade entre resumos gerados e padrões de referência, enquanto outras adotam avaliação qualitativa conduzida por especialistas da área jurídica [Deroy et al. 2024, Wu et al. 2024]. Em estudos de classificação de documentos, por exemplo, os modelos são comparados com abordagens tradicionais, como aprendizado supervisionado e sistemas baseados em regras. Em determinados casos, os resultados são revisados por estudantes de direito e advogados para avaliar a coerência e precisão das respostas geradas.

Métricas Utilizadas na Avaliação (RQ4). A qualidade das saídas geradas pelos LLMs é medida através de um conjunto variado de métricas, dependendo da tarefa em questão. Para sumarização de textos, são amplamente empregadas métricas tradicionais para sumarização de texto, como ROUGE, METEOR e BLEU [Deroy et al. 2024, Deroy et al. 2023, Wu et al. 2024, Hijazi et al. 2024, Chen et al. 2024], que avaliam a similaridade entre os resumos automáticos e os produzidos por humanos. No caso de classificação de textos e extração de entidades nomeadas, as métricas mais utilizadas

são F1-score, Precisão e Recall [Coelho et al. 2024, Ghosh et al. 2023, Wu et al. 2023, Hijazi et al. 2024, Choi 2024]. Quando se trata de recuperação de informações, se observa o uso de métricas como MAP (Mean Average Precision) e NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain), que medem a relevância dos documentos retornados para uma consulta [Zhou et al. 2023].

Desempenho dos Modelos de Linguagem na Tarefa (RQ5). O desempenho dos LLMs varia significativamente de acordo com o modelo utilizado e a complexidade da tarefa. Em geral, modelos jurídicos especializados, como Legal-BERT e Sabiá, tendem a apresentar melhores resultados do que modelos genéricos como GPT-3.5 e GPT-4, especialmente em tarefas que envolvem terminologia técnica. No entanto, mesmo os modelos mais avançados enfrentam desafios relacionados às chamadas "alucinações" — respostas que parecem plausíveis, mas contêm informações erradas. Para mitigar esse problema, algumas abordagens combinam aprendizado supervisionado com interação humana para refinar os resultados.

Domínio de Aplicação (RQ6). Os modelos de linguagem são aplicados a diversas áreas do direito, variando de acordo com a necessidade específica do estudo. Alguns artigos se concentram na sumarização de decisões judiciais em sistemas legais da Índia e do Reino Unido [Deroy et al. 2024], enquanto outros exploram a recuperação de casos jurídicos no contexto chinês [Zhou et al. 2023]. Há também aplicações voltadas para o reconhecimento de entidades nomeadas em textos legislativos brasileiros e a extração de informações de processos judiciais americanos. A versatilidade dos LLMs permite que sejam empregados em múltiplos contextos, desde a automação de tarefas rotineiras até análises complexas de cenários jurídicos.

### 4. Conclusões

O avanço dos Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs) tem proporcionado impactos significativos na análise e síntese de documentos jurídicos. A crescente digitalização dos processos legais exige soluções cada vez mais eficazes para lidar com a complexidade e o volume crescente de informações. Nesse contexto, os LLMs se apresentam como ferramentas promissoras para otimizar a extração de informações, a sumarização de decisões judiciais e a automação de tarefas repetitivas no direito.

A revisão sistemática realizada neste estudo demonstrou que diferentes modelos de LLMs têm sido aplicados na área jurídica, desde os modelos generalistas, como GPT-4, Llama 2 e BERT, até aqueles mais especializados no contexto legal, como Legal-Pegasus e Sabiá. A escolha do modelo influencia diretamente o desempenho nas tarefas propostas, com os modelos treinados especificamente para o domínio jurídico apresentando maior precisão na classificação de textos, recuperação de jurisprudência e análise de contratos. Outro aspecto essencial abordado foi a engenharia de prompts, que se mostra crucial para maximizar o desempenho dos LLMs. Técnicas como Zero-shot Learning, Few-shot Learning e Chain-of-Thought prompting foram amplamente utilizadas para aprimorar a precisão das respostas geradas pelos modelos. Os estudos analisados demonstraram que a formulação adequada de prompts pode reduzir significativamente as alucinações e viéses, tornando os modelos mais confiáveis para aplicações jurídicas.

A avaliação das soluções apresentou grande diversidade de metodologias. Alguns estudos adotaram métricas quantitativas, como ROUGE, METEOR, BLEU e F1-score,

enquanto outros utilizaram avaliações qualitativas, com a participação de especialistas jurídicos para verificar a coerência e confiabilidade das respostas dos modelos. Os resultados indicam que, embora os LLMs tenham mostrado grande potencial na automação de tarefas jurídicas, ainda existem limitações que precisam ser superadas, como a necessidade de maior contextualização e a mitigação de erros sistemáticos.

No que diz respeito ao desempenho dos LLMs, observou-se que os modelos especializados na área jurídica tendem a superar os modelos generalistas em tarefas específicas. No entanto, ainda há desafios relacionados à interpretabilidade dos resultados e à dificuldade dos modelos em lidar com textos jurídicos altamente complexos e técnicos. Para que os LLMs sejam amplamente adotados no setor jurídico, é fundamental investir em treinamentos mais refinados e na criação de datasets jurídicos robustos que possam aprimorar a adaptação desses modelos ao domínio legal.

Por fim, a análise do domínio de aplicação dos LLMs revelou que essas tecnologias estão sendo empregadas em diversas frentes do direito, incluindo sumarização de decisões judiciais, extração de entidades nomeadas, recuperação de informações em bancos de dados jurídicos e predição de resultados de processos. No entanto, sua aplicação em larga escala ainda exige estudos mais aprofundados, especialmente para garantir a transparência, confiabilidade e conformidade com as normativas jurídicas vigentes.

Em conclusão, este estudo destacou que os LLMs representam uma ferramenta poderosa para transformar o setor jurídico, trazendo eficiência e acessibilidade ao processamento de informações legais. No entanto, seu uso ainda requer avanços na engenharia de prompts, no controle de viés e na confiabilidade dos modelos. Pesquisas futuras devem explorar estratégias de ajuste fino (fine-tuning) mais eficazes, além do desenvolvimento de modelos jurídicos mais especializados para diferentes sistemas legais e línguas. Dessa forma, será possível maximizar o impacto positivo dessas tecnologias no campo do direito, garantindo que os LLMs sejam aplicados de forma ética, precisa e eficiente

#### References

- [Abonizio et al. 2025] Abonizio, H., Almeida, T. S., Laitz, T., Junior, R. M., Bonás, G. K., Nogueira, R., and Pires, R. (2025). Sabiá-3 technical report.
- [Chen et al. 2024] Chen, K., Chen, B., Gao, D., Dai, H., Jiang, W., Ning, W., Yu, S., Yang, L., and Cai, X. (2024). General2specialized llms translation for e-commerce. In *Companion Proceedings of the ACM Web Conference 2024*, WWW '24, page 670–673, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [Choi 2024] Choi, J. H. (2024). How to use large language models for empirical legal research. *Journal of Institutional and Theoretical Economics (JITE)*, 180(2):214–233.
- [Coelho et al. 2024] Coelho, G., Celecia, A., de Sousa, J., Lemos, M., Lima, M., Mangeth, A., Frajhof, I., and Casanova, M. (2024). Information extraction in the legal domain: Traditional supervised learning vs. chatgpt. In *Proceedings of the 26th International Conference on Enterprise Information Systems*, volume 1, pages 579–586.
- [Deroy et al. 2023] Deroy, A., Ghosh, K., and Ghosh, S. (2023). How ready are pre-trained abstractive models and llms for legal case judgement summarization?

- [Deroy et al. 2024] Deroy, A., Ghosh, K., and Ghosh, S. (2024). Applicability of large language models and generative models for legal case judgement summarization. *Artificial Intelligence and Law*, pages 1–44.
- [Ghosh et al. 2023] Ghosh, S., Evuru, C. K., Kumar, S., Ramaneswaran, S., Sakshi, S., Tyagi, U., and Manocha, D. (2023). Dale: Generative data augmentation for low-resource legal nlp.
- [Hijazi et al. 2024] Hijazi, F., AlHarbi, S., AlHussein, A., Shairah, H. A., AlZahrani, R., AlShamlan, H., Knio, O., and Turkiyyah, G. (2024). Arablegaleval: A multitask benchmark for assessing arabic legal knowledge in large language models. *arXiv preprint arXiv:*2408.07983.
- [Kang et al. 2023] Kang, X., Qu, L., Soon, L.-K., Trakic, A., Zhuo, T., Emerton, P., and Grant, G. (2023). Can chatgpt perform reasoning using the irac method in analyzing legal scenarios like a lawyer? In *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023*, page 13900–13923. Association for Computational Linguistics.
- [Moura and Carvalho 2023] Moura, A. and Carvalho, A. A. (2023). Literacia de prompts para potenciar o uso da inteligência artificial na educação. *RE@ D-Revista de Educação a Distância e Elearning*, 6(2):e202308–e202308.
- [Nunes et al. 2024] Nunes, R. O., Spritzer, A. S., Freitas, C. M. D. S., and Balreira, D. G. (2024). Out of sesame street: a study of portuguese legal named entity recognition through in-context learning. In *Proceedings of the 26th International Conference on Enterprise Information Systems*.
- [Peixoto and Bonat 2023] Peixoto, F. H. and Bonat, D. (2023). Gpts e direito: impactos prováveis das ias generativas nas atividades jurídicas brasileiras. *Sequência* (*Florianópolis*), 44(93):e94238.
- [Prasad et al. 2024] Prasad, N., Boughanem, M., and Dkaki, T. (2024). Exploring large language models and hierarchical frameworks for classification of large unstructured legal documents. In Goharian, N., Tonellotto, N., He, Y., Lipani, A., McDonald, G., Macdonald, C., and Ounis, I., editors, *Advances in Information Retrieval*, pages 221–237, Cham. Springer Nature Switzerland.
- [Vaswani et al. 2017] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L. u., and Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In Guyon, I., Luxburg, U. V., Bengio, S., Wallach, H., Fergus, R., Vishwanathan, S., and Garnett, R., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 30. Curran Associates, Inc.
- [Venkatakrishnan et al. 2024] Venkatakrishnan, R., Tanyildizi, E., and Canbaz, M. A. (2024). Semantic interlinking of immigration data using llms for knowledge graph construction. In *Companion Proceedings of the ACM Web Conference 2024*, WWW '24, page 605–608, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [Wei et al. 2022] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., Le, Q. V., Zhou, D., et al. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35:24824–24837.

- [Wu et al. 2024] Wu, Y., Wang, C., Gumusel, E., and Liu, X. (2024). Knowledge-infused legal wisdom: Navigating llm consultation through the lens of diagnostics and positive-unlabeled reinforcement learning.
- [Wu et al. 2023] Wu, Y., Zhou, S., Liu, Y., Lu, W., Liu, X., Zhang, Y., Sun, C., Wu, F., and Kuang, K. (2023). Precedent-enhanced legal judgment prediction with llm and domain-model collaboration.
- [Zhou et al. 2023] Zhou, Y., Huang, H., and Wu, Z. (2023). Boosting legal case retrieval by query content selection with large language models. In *Proceedings of the Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval in the Asia Pacific Region*, SIGIR-AP '23, page 176–184, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.

/

This figure "fig1.jpg" is available in "jpg" format from:

http://arxiv.org/ps/2504.00725v1

This figure "fig2.jpg" is available in "jpg" format from:

http://arxiv.org/ps/2504.00725v1

