



# Extração de Argumentos e Categorização de Motivações a partir de Plataformas de E-Democracy utilizando Modelos de Linguagem de Grande Escala

HUGO FILIPE FERNANDES JORGE

Julho de 2025

**Extração de Argumentos e Categorização de  
Motivações a partir de Plataformas de E-  
Democracy utilizando Modelos de Linguagem de  
Grande Escala**

**Hugo Filipe Fernandes Jorge**

**Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
Engenharia Informática, Área de Especialização em  
Sistemas de Informação e Conhecimento**

**Orientador: Luís Conceição**

**Co-orientador: João Carneiro**



# Declaração de Integridade

Declaro ter conduzido este trabalho académico com integridade.

Não plagiei ou apliquei qualquer forma de uso indevido de informações ou falsificação de resultados ao longo do processo que levou à sua elaboração.

Portanto, o trabalho apresentado neste documento é original e de minha autoria, não tendo sido utilizado anteriormente para nenhum outro fim.

Declaro ainda que tenho pleno conhecimento do Código de Conduta Ética do P.PORTO.

ISEP, Porto, 1 de julho de 2025



# Dedicatória

Dedico esta dissertação à minha família e amigos. Obrigado por tudo.



# Resumo

A crescente adoção de plataformas digitais para a participação cívica e deliberação pública levanta novos desafios no tratamento automático de grandes volumes de discurso online. Em particular, o domínio da e-democracy exige ferramentas que não apenas identifiquem os argumentos expressos pelos cidadãos, mas que também compreendam as motivações que lhes estão subjacentes. Esta dissertação propõe uma abordagem automatizada para a extração de argumentos e motivações em comentários de debates online, com especial foco na sua representação estruturada e categorização segundo a teoria das necessidades humanas de Max-Neef.

Durante o processo de desenvolvimento, foram exploradas diferentes abordagens para a representação semântica do discurso, com base em modelos de linguagem de grande escala (LLMs) e grafos de conhecimento. A solução final incorpora numa pipeline uma componente de recolha automatizada de comentários do Reddit, extração de argumentos e motivações baseada em LLMs locais (via Ollama) ou remotos (via API da OpenAI), categorização de motivações e a construção de um grafo que interliga comentários, argumentos, motivações e respetivas categorias de necessidades. Adicionalmente, foram implementadas duas interfaces em Streamlit: uma para a visualização dos resultados e outra para avaliação automatizada da qualidade das extrações. Esta avaliação, também suportada por LLMs, permitiu comparar diferentes combinações de modelos e aferir a sua coerência e plausibilidade.

Os resultados demonstram que a utilização de modelos de raciocínio mais avançados, como o DeepSeek-R1 ou o o4 Mini, conduz a extrações mais coesas e informativas, embora com maior custo computacional. Por outro lado, modelos mais leves, como o LLaMA 3.1:8B ou GPT-4o-Mini, apresentaram tempos de resposta inferiores, mantendo uma qualidade por vezes inferior, mas aceitável. A análise das avaliações realizadas evidencia que soluções locais podem representar alternativas viáveis às opções comerciais, especialmente em contextos com restrições de privacidade ou custo. Esta contribuição espera melhorar sistemas de apoio à decisão em contextos de deliberação em larga escala, oferecendo uma estrutura replicável para a análise motivacional do discurso digital.

**Palavras-chave:** LLMs, E-Democracy, Grafos de Conhecimento, Max-Neef, Extração de Argumentos, Extração de Motivações



# Abstract

The increasing adoption of digital platforms for civic engagement and public deliberation introduces new challenges in the automatic processing of large volumes of online discourse. In the context of e-democracy, it is essential to develop tools that not only identify the arguments expressed by citizens but also uncover the underlying motivations. This dissertation presents an automated solution for extracting arguments and motivations from online debate comments, with a particular focus on their structured representation and categorization according to Max-Neef's theory of human needs.

Throughout the development process, several approaches to semantic discourse representation were explored, leveraging large language models (LLMs), vector databases, and knowledge graphs. The final solution integrates an automated component for collecting Reddit comments, an extraction pipeline based on either local LLMs (via Ollama) or remote models (via the OpenAI API), and the construction of a graph linking arguments to their motivations and corresponding Max-Neef categories. In addition, two Streamlit interfaces were developed: one for visualizing the results and another for the automated evaluation of extraction quality. This evaluation, also supported by LLMs, enabled the comparison of different model configurations in terms of coherence and plausibility.

The results show that advanced reasoning models such as DeepSeek-R1 or o4 Mini produce more cohesive and informative extractions, albeit with higher computational costs. In contrast, lighter models like LLaMA 3.1:8B offered faster responses while maintaining acceptable quality. The evaluation findings suggest that local solutions can be viable alternatives to commercial options, especially in contexts with privacy or cost constraints. This work contributes to improving decision support systems in large-scale deliberative settings, providing a replicable model for motivational analysis of digital discourse.

**Keywords:** LLMs, E-Democracy, Knowledge Graphs, Max-Neef, Argument Extraction, Motivation Extraction



# Agradecimentos

Agradeço profundamente a todos os que me apoiaram ao longo do meu percurso académico e pessoal. Começando pela minha família, pelos meus pais por não me faltarem com nada e por me incentivarem a seguir em frente. Agradeço aos meus avós que, mesmo por vezes não perceberem alguns detalhes da vida académica, sempre me apoiaram da melhor maneira que conseguiram. Quero agradecer à minha namorada, por me apoiar também em momentos de dúvida e sugerir soluções vindas de uma perspetiva externa. Obrigado, Filipa.

Agradeço de uma forma simples, mas honesta aos meus orientadores. Agradeço ao João Carneiro, que proporcionou um ponto de vista novo ao incorporar não só a mim como também aos meus colegas no mundo profissional da Devoteam, e que não faltou com nada do que precisámos. Agradeço ao professor Luís Conceição, que sempre me acompanhou neste percurso e guiou decisões fundamentais sempre que possível.

Agradeço ao ISEP por estes últimos anos, e agradeço à Devoteam pela oportunidade de poder escrever e submeter o meu primeiro artigo científico e a todas as pessoas e equipas da empresa com quem interagi e me apoiaram.

Por fim quero agradecer aos meus amigos e colegas, em especial ao Ricardo Costa. Sendo uma pessoa ponderada e assertiva, tenho a certeza que as nossas interações contribuíram positivamente para o nosso desenvolvimento mútuo, não excluindo o desenvolvimento desta dissertação.

A todos: Muito obrigado.



# Índice

<b>1</b>	<b>Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1	Contextualização do Problema .....	1
1.2	Motivação .....	3
1.3	Objetivos .....	5
1.4	Contribuições Principais.....	7
1.5	Questões de Investigação .....	7
1.6	Questões Éticas.....	8
1.7	Metodologia .....	9
1.8	Estrutura do Documento .....	11
<b>2</b>	<b>Estado da arte .....</b>	<b>13</b>
2.1	Fundamentos de E-Democracy .....	13
2.1.1	Introdução ao Conceito de E-Democracy .....	13
2.1.2	Exemplos de Plataformas de E-Democracy para Deliberação Pública .....	14
2.1.3	Análise de Argumentos e Comentários de Cidadãos no Contexto de E-Democracy .....	17
2.1.4	Análise de Motivações em Comentários .....	18
2.1.5	Desafios na Análise de Comentários de Utilizadores .....	19
2.2	Teorias de Necessidades Humanas Para a Categorização de Motivações.....	20
2.2.1	Visão Geral Sobre Teorias Clássicas de Necessidades .....	21
2.2.2	Hierarquia de Necessidades de Maslow .....	22
2.2.3	Teoria de Autodeterminação de Deci & Ryan .....	23
2.2.4	Modelo de Desenvolvimento à Escala Humana .....	24
2.3	Inteligência Artificial e Modelos de Linguagem de Grande Escala .....	26
2.3.1	Inteligência Artificial Generativa .....	26
2.3.2	Utilidade de Modelos de Linguagem de Grande Escala .....	29
2.3.3	Fornecedores de Modelos de Linguagem de Grande Escala .....	32
2.3.4	Bases de Dados Vetoriais .....	36
2.3.5	Grafos de Conhecimento .....	37
2.4	Trabalhos Chave .....	40
2.4.1	Grafos de Conhecimento .....	41
2.4.2	Extração de Argumentos, Motivações e Necessidades com Processamento de Linguagem Natural .....	42
2.4.3	Lacunas Teóricas Identificadas.....	44
<b>3</b>	<b>Desenho e Metodologia de Desenvolvimento .....</b>	<b>45</b>
3.1	Enquadramento do Problema e Visão Geral da Solução .....	45
3.2	Requisitos Funcionais e Não Funcionais .....	46
3.2.1	FURPS + .....	46

3.2.2	Requisitos Funcionais .....	48
3.2.3	Requisitos Não Funcionais .....	48
3.3	Arquitetura do Sistema .....	50
3.4	Modelo de Categorização Motivacional .....	52
3.5	Abordagem para Extração, Avaliação e Categorização Semântica .....	53
3.6	Representação Estrutural do Conhecimento .....	54
3.7	Exploração e Avaliação dos Resultados .....	56
<b>4</b>	<b>Implementação.....</b>	<b>59</b>
4.1	Planeamento de Implementação.....	59
4.2	Obtenção de Dados - Scraper.....	61
4.3	Contextualização - Recolha de Comentários Anteriores.....	63
4.4	Extrações dos Nós .....	65
4.4.1	Argumentos .....	71
4.4.2	Motivações .....	72
4.5	Sumarização de Motivações.....	77
4.6	Validação de Resultados .....	80
<b>5</b>	<b>Resultados e Análise .....</b>	<b>85</b>
5.1	Extrações, Sumarizações e Interface para Apoio à Decisão .....	86
5.2	Resultados das Validações e Interface Desenvolvida.....	93
<b>6</b>	<b>Conclusões .....</b>	<b>99</b>
6.1	Lista de Objetivos Cumpridos .....	100
6.2	Resposta às Questões de Investigação .....	101
6.3	Cumprimento de Requisitos Funcionais e não Funcionais .....	103
6.4	Implicações dos Resultados .....	105
6.5	Limitações do Sistema Desenvolvido .....	105
6.6	Trabalho Futuro .....	106
6.7	Contribuições Científicas .....	107
6.8	Considerações Finais.....	107
<b>7</b>	<b>Apêndice .....</b>	<b>119</b>
	Apêndice A - Comentário artificial “dummy” .....	119
	Apêndice B - Prompts .....	120
	Apêndice B1 - Prompt de Extração para Argumentos e definição de chain.....	120
	Apêndice B2 - Prompt de Extração para Motivações e definição de chain.....	120
	Apêndice B3 - Prompt para Avaliação de Extração.....	121
	Apêndice B4 - Prompt para Sumarização de Motivações .....	122

# Lista de Figuras

Figura 1 – Exemplo de Tópico de Discussão do Have Your Say (European Comission, 2025c) .	15
Figura 2 – Exemplo de Thread no subreddit “PoliticalDiscussion” ( <i>Political Discussion</i> , 2025)	16
Figura 3 - Esquema de estrutura geral de uma thread do Reddit.....	17
Figura 4 - Hierarquia de Necessidades de Maslow (Croker, 2025) .....	22
Figura 5 - Espectro de Autodeterminação representado por Ackerman (2018), adaptado de Ryan & Deci (2000).....	24
Figura 6 – Representação das Necessidades Fundamentais de Acordo com Max-Neef (Khandelwal, 2016) .....	25
Figura 7 – Página do modelo DeepSeek-R1 de 8 bilhões parâmetros no Hugging Face (Hugging Face, 2025a) .....	33
Figura 8 – Excerto da tabela de preços dos modelos da OpenAI (OpenAI, 2025c).....	34
Figura 9 – Página do modelo DeepSeek-R1 incluído a lista das suas variações de parâmetros (Ollama, 2025a).....	35
Figura 10 - Exemplo de utilização da framework RAG para a pesquisa de informação numa VecDB (Jing et al., 2024).....	37
Figura 11 - Exemplo de um grafo de conhecimento (Stegeman, 2024) .....	38
Figura 12 – Exemplo de uma query Cypher e resultado da sua execução na plataforma do Neo4j .....	40
Figura 13 – Diagrama Conceptual da Pipeline .....	50
Figura 14 - Diagrama de componentes da solução final .....	51
Figura 15 – Estrutura geral dos grafos gerados .....	55
Figura 16 - Fluxograma dos principais processos da pipeline de extração .....	60
Figura 17 – Serviço de APIs do Reddit.....	61
Figura 18 – Exemplo de tags para uma thread .....	61
Figura 19 – Informação recolhida da API (Exemplo para um OriginalPost).....	62
Figura 20 – Instanciação do Objeto Scraper .....	62
Figura 21 – Estrutura da Thread Guardada no Programa .....	63
Figura 22 – Fluxograma do processo de contextualização .....	65
Figura 23 – Modelo e Prompt Usado para Sumarização.....	65
Figura 24 – Grafo extraído com a abordagem com o LLMGraphTransformer.....	67
Figura 25 – Grafo extraído com a abordagem direta.....	68
Figura 26 – Nós duplicados no grafo.....	69
Figura 27 – Instanciação de LLMs de extração.....	70
Figura 28 – Prompt e Chain do processo de extração de argumentos .....	72
Figura 29 – Prompt e Chain do processo de extração de motivações .....	73
Figura 30 – Ciclo de extração principal .....	74
Figura 31 – Upload das extrações para a base de dados .....	75
Figura 32 – Estrutura de grafo após upload das extrações.....	77

Figura 33 – Modelo, prompt e Chain utilizados para a sumarização de motivações presentes numa discussão .....	78
Figura 34 – Estrutura representativa dos sumários por categorias no grafo.....	79
Figura 35 – Prompt para avaliação das extrações.....	81
Figura 36 – Ficheiro .json para avaliação de 1 argumento.....	83
Figura 37 – Ficheiro .json para a avaliação global das extrações.....	83
Figura 38 – Estrutura representativa das avaliações no grafo .....	84
Figura 39 – Interface de Streamlit para exploração de dados (1/4): Seleção de Thread.....	88
Figura 40 – Interface de Streamlit para exploração de dados (2/4): Diagramas .....	88
Figura 41 – Interface de Streamlit para exploração de dados (3/4): Sumários .....	89
Figura 42 - Interface de Streamlit para exploração de dados (4/4): Validações.....	89
Figura 43 – Escolha de modelo e thread na Interface de avaliação.....	94
Figura 44 – Resultados de avaliação de uma thread mostrados na interface .....	94

# Lista de Tabelas

Tabela 1 – Requisitos Não Funcionais.....	48
Tabela 2 – Exemplo de propriedades para um nó “Argument” .....	77
Tabela 3 – Exemplo de propriedades para um nó “MotivationSummary” .....	79
Tabela 4 – Exemplo de propriedades para um nó “Evaluation” .....	84
Tabela 5 – Resultados de extração com base no modelo GPT-4o-Mini .....	86
Tabela 6 – Resultados de sumarização .....	87
Tabela 7 – Comparações de um excerto dos resultados entre DeepSeek-R1:8B e o4 Mini.....	90
Tabela 8 - Comparações de um excerto dos resultados entre Llama3.1:8B e GPT-4o-Mini .....	91
Tabela 9 – Resultados de avaliação de extração do DeepSeek-R1:8B, utilizando o GPT-4º como avaliador.....	93
Tabela 10 – Comparação de classificações entre dois modelos de raciocínio.....	95
Tabela 11 – Comparação de resultados entre dois modelos convencionais .....	96
Tabela 12 – Cumprimento de Requisitos Funcionais.....	103
Tabela 13 – Cumprimento de Requisitos Não Funcionais .....	103



# Acrónimos e Símbolos

## Lista de Acrónimos

<b>AIDEM</b>	<i>International Tutorial and Workshop on Artificial Intelligence, Data Analytics and Democracy</i>
<b>API</b>	<i>Application Programming Interface</i>
<b>BERT</b>	<i>Bidirectional Encoder Representations from Transformers</i>
<b>BLEU</b>	<i>Bilingual Evaluation Understudy</i>
<b>DM</b>	<i>Decision Maker</i>
<b>EDAP</b>	Plano de Ação para a Democracia Europeia (do inglês <i>European Defence Action Plan</i> )
<b>ECML PKDD</b>	<i>European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases</i>
<b>GAN</b>	Redes Adversariais Generativas (do inglês <i>Generative Adversarial Networks</i> )
<b>GDSS</b>	<i>Group Decision Support Systems</i>
<b>GPT</b>	<i>Generative Pre-Trained Transformer</i>
<b>IA</b>	Inteligência Artificial
<b>JSON</b>	<i>JavaScript Object Notation</i>
<b>KGs</b>	Grafos de conhecimento (do inglês <i>Knowledge Graphs</i> )
<b>LLM</b>	Modelos de Linguagem de Grande Escala (do inglês <i>Large Language Model</i> )
<b>LSGDM</b>	Tomada de Decisão em Grupo de Larga Escala ( do inglês <i>Large Scale Group Decision Making</i> )
<b>LSGDSS</b>	<i>Large Scale Group Decision Support System</i>
<b>PLN</b>	Processamento de Linguagem Natural
<b>RAG</b>	<i>Retrieval-Augmented Generation</i>
<b>RGPD</b>	Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados

<b>ROUGE</b>	<i>Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation</i>
<b>SADG</b>	Sistemas de Apoio à Decisão em Grupo
<b>SADGLE</b>	Sistemas de Apoio à Decisão em Grupo de Larga Escala
<b>SDT</b>	Teoria de Autodeterminação (do inglês <i>Self-Determination Theory</i> )
<b>TDGLE</b>	Tomada de Decisão em Grupo de Larga Escala
<b>VAE</b>	Codificadores Automáticos Variacionais (do inglês <i>Variational Autoencoder</i> )
<b>VecDBs</b>	Bases de dados vetoriais (do inglês <i>Vectorial Databases</i> )

# 1 Introdução

Este capítulo apresenta uma breve introdução ao tema desta dissertação de mestrado. Nele, irá ser contextualizado o problema em questão ao qual este projeto se procura dirigir, e evidenciados os seus objetivos concretos. Para além disso, irão ser também discutidos alguns tópicos de ética que estão relacionados com a natureza do trabalho, e por fim irá ser feita uma descrição geral da estrutura do relatório.

## 1.1 Contextualização do Problema

Com o passar dos anos, a internet consolidou-se como uma ponte global entre culturas e opiniões, facilitando a comunicação em larga escala entre utilizadores de diferentes contextos, origens culturais e perspetivas (Congge et al., 2023). Essa expansão do espaço digital trouxe consigo novos desafios para alcançar decisões informadas e eficazes, especialmente em ambientes democráticos, onde a diversidade de opiniões pode dificultar o consenso.

Os Sistemas de Apoio à Decisão em Grupo (SADG), em inglês *Group Decision Support Systems* (GDSS), procuram apresentar uma solução para incorporar vários indivíduos como decisores finais, ou *Decision-Makers* (DMs), estando presentes em contextos profissionais, familiares ou sociais (Garcia-Zamora et al., 2022; Herrera-Viedma et al., 2002). Consequentemente, a criação e digitalização de plataformas já existentes proporcionou o uso e a popularização de SADG, permitindo a que os mesmos fossem afinados para o propósito de tomada de decisão e

eventualmente suportar vários DMs na forma de sistemas de apoio à decisão em grupo à larga escala, ou sistemas orientados à Tomada de Decisão em Grupo de Larga Escala, ou a *Large-Scale Group Decision Making* (LSGDM) em inglês (Garcia-Zamora et al., 2022; Palomares et al., 2014; Z. Zhang et al., 2017).

Contextos de Tomada de Decisão em Grupo de Larga Escala – onde se inserem Sistema de Apoio à Decisão em Grupo de Larga Escala (SADGLE), ou *Large Scale Group Decision Support Systems* (LSGDSS) – referem-se a processos nos quais as decisões são tomadas coletivamente por grupos grandes e frequentemente heterogêneos, normalmente aplicados em plataformas digitais e mediados por ferramentas computacionais. Esses processos são essenciais em contextos que vão desde a deliberação de políticas públicas e governança participativa até a gestão organizacional em larga escala e a coordenação de comunidades online (Ding et al., 2020; Palomares et al., 2014).

Exemplos relevantes de LSGDSS podem ser aplicados em contextos de *e-democracy* (Kim, 2008; Mateos et al., 2015) e até mesmo em redes sociais (Dric Sueur et al., 2012), onde são disponibilizadas aos seus utilizadores maneiras de participarem em discussões e de exprimirem as suas opiniões, debatendo as suas crenças individuais. Este tipo de processo acaba por gerar uma vasta quantidade de texto que por si só reflete diversos argumentos defendendo ou atacando o tópico a ser discutido.

Segundo Tang & Liao (2021), a transição de GDSS para LSGDSS introduz uma panóplia de desafios que não estão apenas relacionados com o aumento de indivíduos no grupo de decisores. Estes desafios incluem:

- A necessidade de gerir dimensões decisórias massivas,
- Agregar de forma eficaz opiniões diversas e frequentemente opostas ou contraditórias,
- Lidar com comportamentos dos participantes e conflitos entre os decisores,
- Controlar os elevados custos associados a processos iterativos de construção de consenso,
- Abordar a distribuição de conhecimento e de relações sociais entre os intervenientes.

Em conjunto, estes fatores evidenciam a insuficiência dos métodos tradicionais de tomada de decisão presencial e realçam a necessidade urgente de abordagens computacionais especificamente concebidas para lidar com a escala, complexidade e riqueza das deliberações em grupos de elevada dimensão no contexto da nossa atualidade.

Avanços recentes no processamento de linguagem natural (PLN), na ciência de redes e na teoria da argumentação abriram novas vias para enfrentar os desafios associados à tomada de decisão em larga escala. A aplicação de técnicas automatizadas provenientes da mineração de argumentos e opiniões (Lawrence & Reed, 2019; Pang & Lee, 2008), de Modelos de Linguagem de Grande Escala (do inglês Large Language Models ou LLMs) (G. Chen et al., 2023; Lazar & Manuali, 2024) e de bases de dados em grafos de conhecimento (Abu-Salih et al., 2020; Anuyah et al., 2024; Ehrlinger & Wöß, 2016; Kau et al., 2024) permite identificar com maior facilidade padrões de concordância ou divergência entre decisores, permitindo obter uma compreensão mais aprofundada das dinâmicas de grupo e melhorar o desenho de sistemas de apoio à decisão.

## 1.2 Motivação

Uma das maiores frentes da internet são as redes sociais e fóruns de discussão, onde inúmeros utilizadores partilham as suas opiniões diariamente (Benlahcene et al., 2024; Goyal, 2021). Nelas estão incluídos sistemas e fórum de *e-democracy*, podendo tomar a forma de plataformas que facilitam a prática da democracia e assim gerar grandes quantidades de feedback e informação acerca de uma decisão política ou outro assunto democrático. Na teoria, a utilização destes sistemas providencia perspetivas únicas, que podem depois ser consideradas em momentos de decisão.

A União Europeia tem vindo a adotar uma posição clara e estratégica no sentido de reforçar o envolvimento democrático e a participação dos cidadãos, conforme delineado no Plano de Ação para a Democracia Europeia (EDAP), adotado em dezembro de 2020 (European Parliament, 2020), e posteriormente consolidado com o Pacote de Defesa da Democracia, apresentado em dezembro de 2023 (European Commission, 2023). Estas iniciativas têm como objetivos principais promover eleições livres e justas, aumentar a transparência dos processos políticos, combater a desinformação e garantir um espaço cívico seguro e inclusivo. Em particular, o conjunto de medidas de 2023 são introduzidas com o intuito de regular a influência externa, apoiar sistemas eleitorais resilientes e reforçar o envolvimento dos cidadãos na formulação de políticas públicas.

Em conjunto, estes planeamentos evidenciam o compromisso da UE em utilizar tecnologias digitais para potenciar a governação democrática e a participação cívica à escala europeia.

De acordo com estes objetivos, a Comissão Europeia lançou diversas plataformas digitais concebidas para facilitar a participação direta dos cidadãos no desenvolvimento de políticas (European Union, 2025b). Um exemplo de destaque é o portal “*Have Your Say*”<sup>1</sup> (European Commission, 2025b), que permite aos cidadãos contribuir para consultas públicas, fornecer *feedback* sobre propostas legislativas e participar em processos de definição de agendas. Outras ferramentas participativas incluem a plataforma da Iniciativa de Cidadania Europeia<sup>2</sup> (European Union, 2025a) e a Conferência sobre o Futuro da Europa<sup>3</sup> (European Commission, 2025a), que visam recolher perspetivas diversificadas de toda a União Europeia. Estas plataformas representam implementações concretas da agenda democrática da UE, proporcionando ambientes estruturados onde os cidadãos podem deliberar, expressar as suas necessidades e preferências e influenciar os processos de decisão — contextos altamente relevantes para os métodos analíticos desenvolvidos no presente projeto.

Plataformas como a “*Have Your Say*” são exemplos da aplicação de LSGDSS no domínio de *e-democracy*. Estas plataformas visam fomentar a participação cidadã através da disponibilização de espaços online onde os utilizadores são incentivados a partilhar opiniões, experiências e perspetivas individuais relativamente a propostas legislativas ou políticas públicas em discussão. Ao proporcionar este ambiente, as plataformas não só facilitam o debate público, como também atribuem aos participantes um papel ativo no processo decisório. Neste contexto, os utilizadores deixam de ser meros recetores de informação institucional para assumirem, ainda que indiretamente, a função de DMs, influenciando potencialmente a formulação ou reformulação de políticas com base no contributo coletivo das suas intervenções.

Contudo, a crescente adesão dos cidadãos a estas plataformas e o conseqüente aumento exponencial do volume de conteúdo gerado tornam o processo de análise e interpretação por agentes humanos progressivamente mais complexo e, em muitos casos, impraticável sem apoio computacional, refletindo um dos principais obstáculos de sistemas de LSGDSS, de acordo com Tang & Liao (2021). A natureza aberta e espontânea das interações resulta numa vasta

---

<sup>1</sup> [https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say_en)

<sup>2</sup> [https://citizens-initiative.europa.eu/\\_en](https://citizens-initiative.europa.eu/_en)

<sup>3</sup> [https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/conference-future-europe\\_en](https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/conference-future-europe_en)

diversidade de argumentos, opiniões contraditórias e motivações implícitas que, pela sua escala e heterogeneidade, desafiam assim a capacidade de avaliação manual. Este cenário evidencia a necessidade urgente de desenvolver métodos automatizados e escaláveis que auxiliem na extração, organização e síntese do conteúdo argumentativo produzido, permitindo, assim, uma compreensão mais estruturada das posições expressas pelos participantes e promovendo decisões mais informadas no âmbito da deliberação pública em larga escala, como o exemplo do trabalho apresentado por Wang et al. (2025).

A extração automática de argumentos baseada em LLMs constitui uma abordagem robusta e amplamente adotada na análise de discussões e em computação argumentativa no geral, permitindo estruturar e interpretar as posições assumidas pelos participantes de forma sistemática (G. Chen et al., 2023). No entanto, para além da identificação das proposições argumentativas, torna-se relevante considerar também as motivações subjacentes que orientam a formulação desses argumentos. As motivações refletem as necessidades, valores ou preocupações que levam um indivíduo a sustentar determinada posição, oferecendo uma dimensão adicional de significado que complementa a análise argumentativa tradicional. Neste sentido, a presente dissertação propõe integrar essa dimensão motivacional no processo analítico, contribuindo para uma compreensão mais rica e contextualizada do discurso coletivo. Esta integração não visa substituir ou corrigir a extração de argumentos, mas antes **expandir o seu alcance interpretativo**, de forma a captar não apenas **o que é dito**, mas também **o porquê** de ser dito.

### 1.3 Objetivos

Esta dissertação tem como objetivo o desenvolvimento de uma solução baseada em inteligência artificial (IA) para identificar e analisar as motivações subjacentes aos argumentos expressos em debates públicos de larga escala, com especial foco em plataformas digitais de *e-democracy*. Os principais beneficiários deste trabalho são entidades governamentais democráticas interessadas em captar e interpretar as perspetivas dos cidadãos, bem como redes sociais, fóruns de discussão e organizações que pretendam extrair valor analítico de interações públicas em grande escala.

Propõe-se assim a exploração do uso de modelos de linguagem e grafos de conhecimento com o objetivo de detetar automaticamente argumentos em comentários de utilizadores e

identificar as motivações associadas. A representação estruturada dessas relações será materializada num grafo de conhecimento, recorrendo a tecnologias atuais e diversos modelos de linguagem, de forma a potenciar a extração, organização e apresentação de conhecimento extraído a partir de interações discursivas livres.

De forma evidenciada, foram definidos estes objetivos para serem alcançados ao longo do desenvolvimento deste projeto:

1. **Realizar uma revisão exaustiva da literatura** sobre sistemas de democracia eletrónica, processamento de linguagem natural, análise de motivação e utilização de LLMs, bases de dados vetoriais e gráficos de conhecimento.
2. **Recolher e pré-processar um conjunto de dados** proveniente de plataformas de *e-democracy* ou fóruns digitais com características similares, garantindo a sua adequação aos objetivos analíticos.
3. **Conceber e implementar uma pipeline de análise automática**, recorrendo a LLMs para a identificação de argumentos e inferência das respetivas motivações nos comentários analisados.
4. **Definir um modelo semântico de motivações** e representá-las num grafo de conhecimento juntamente com os argumentos a que estão associadas.
5. **Explorar frameworks avançadas** como LangChain e Ollama, integrando-as no pipeline com o intuito de otimizar a extração e representação de conhecimento argumentativo e motivacional.
6. **Desenvolver métodos de visualização e síntese de conhecimento**, capazes de apresentar, de forma legível e estruturada, as relações entre argumentos, motivações e categorias de necessidade.
7. **Avaliar a eficácia da abordagem proposta** através de experiências controladas, análise qualitativa e comparação com métodos existentes de extração argumentativa e motivacional.

Estes objetivos foram estabelecidos de modo a alcançar uma solução que melhore a tomada de decisão em sistemas de *e-democracy*, assim como acumular todo o conhecimento necessário para atingir a solução final.

## 1.4 Contribuições Principais

As contribuições desta dissertação destacam a interseção entre inteligência artificial, ciência de dados e participação democrática digital. Em primeiro lugar, destaca-se a introdução de uma nova dimensão analítica na análise de discussões públicas: a dimensão motivacional. Enquanto a maioria das abordagens se limita à identificação e estruturação de argumentos, esta investigação propõe e implementa um método para extrair também as motivações subjacentes a cada argumento. Esta abordagem enriquece substancialmente a compreensão das discussões, permitindo aceder não apenas ao que é dito, mas também ao porquê de o ser, o que pode ter implicações diretas na formulação de políticas públicas mais informadas e alinhadas com as necessidades reais dos cidadãos.

O trabalho culmina numa framework reutilizável para a análise motivacional em discussões públicas. Desde os prompts de extração até à estrutura do grafo, todos os componentes foram desenhados com generalização em mente, permitindo a sua reutilização em múltiplos domínios — desde plataformas de democracia eletrónica até redes sociais ou fóruns temáticos — abrindo caminho para futuras aplicações e investigações nesta área emergente. Adicionalmente, os resultados alcançados provenientes desta investigação resultaram numa submissão no **AIDEM 2025**<sup>4</sup>, pertencente à **European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases – (ECML PKDD)**<sup>5</sup>.

## 1.5 Questões de Investigação

A presente investigação parte do pressuposto de que, em ambientes digitais de deliberação pública, as motivações dos cidadãos podem ser tão relevantes quanto os argumentos expressos para compreender as suas posições. A fim de orientar o desenvolvimento da solução proposta, foram definidas as seguintes questões de investigação:

1. **Como podem ser identificadas e extraídas motivações implícitas em comentários de debates online de larga escala, recorrendo a modelos de linguagem de grande dimensão?**

---

<sup>4</sup> <https://aidem2025.isti.cnr.it/>

<sup>5</sup> <https://ecmlpkdd.org/2025/>

2. De que forma a representação explícita das motivações, associadas a argumentos, pode enriquecer o conhecimento extraído de discussões públicas em contextos de *e-democracy*?
3. Qual é o contributo da categorização das motivações por necessidades humanas na organização semântica e agregação de motivações extraídas de interações digitais?

## 1.6 Questões Éticas

O uso de Modelos de Linguagem de Grande Escala em plataformas de *e-democracy* apresenta desafios éticos importantes relacionados a recolha de dados, enviesamentos (ou bias) e privacidade. A recolha de dados exige consentimento informado e atenção à representatividade, garantindo que grupos minoritários não sejam excluídos. Segundo Bender et al. (2021) e Mehrabi et al., (2021), conjuntos de dados enviesados podem amplificar desigualdades nos resultados de análise, destacando a necessidade de políticas rigorosas para assegurar qualidade e origem ética dos dados.

Os bias algorítmicos são um risco central. Modelos treinados em dados que refletem predominantemente a maioria populacional podem marginalizar perspectivas de minorias, comprometendo a inclusão democrática (Bender et al., 2021; Mehrabi et al., 2021). Métodos de mitigação, como reponderação de dados, são recomendados, mas exigem avaliação contínua para evitar a introdução de novas distorções. Este aspeto é crucial para plataformas de *e-democracy*, que dependem de representações justas das vozes dos cidadãos.

Quanto à privacidade, tanto no contexto de recolha de dados pessoais como na eventualidade de ser possível associar um utilizador a um argumento e, conseqüentemente a uma motivação, a anonimização de dados não é suficiente. Isto deve-se a técnicas avançadas que podem permitir reidentificação. O Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados (RGPD) (Regulation (EU) 2016/679, 2016) estabelece diretrizes claras sobre minimização de dados e encriptação, assegurando que apenas informações estritamente necessárias sejam processadas e protegidas.

Para além das obrigações previstas no RGPD, a recente aprovação do **AI Act** pela União Europeia (Regulation (EU) 2024/1689, 2024) introduz um novo quadro regulatório para a utilização de sistemas de inteligência artificial, incluindo LLMs. Este regulamento classifica sistemas como os usados em contextos de participação cívica e análise de linguagem como aplicações de **alto**

**risco**, exigindo requisitos rigorosos de **transparência, gestão de risco, documentação técnica e supervisão humana**. Em particular, o AI Act exige que os sistemas garantam a não discriminação, a explicabilidade das decisões automatizadas e a rastreabilidade das fontes de dados, sendo também obrigatória a avaliação de impacto antes da sua implementação.

A aplicação combinada do AI Act e do RGPD tem implicações diretas no desenvolvimento desta dissertação, condicionando desde a seleção dos dados até ao design do pipeline de análise. Por um lado, o RGPD impõe obrigações rigorosas no que diz respeito à minimização de dados, à anonimização eficaz e ao tratamento lícito de informações pessoais. No contexto desta investigação, em que se lida com dados oriundos de fóruns e plataformas de participação cívica, será fundamental garantir que todos os dados recolhidos sejam públicos, anonimizados de forma robusta e utilizados apenas para fins de investigação, com justificação clara da sua necessidade e proporcionalidade. Adicionalmente, o AI Act, ao classificar sistemas de IA utilizados para influenciar processos democráticos como sistemas de alto risco, introduz obrigações adicionais no desenvolvimento da solução proposta. Entre estas obrigações destacam-se a explicabilidade dos outputs gerados pelos modelos, a transparência quanto ao funcionamento e limitações dos LLMs utilizados, e a supervisão humana contínua sobre o seu comportamento. Estes requisitos impactam diretamente decisões de design da arquitetura do sistema, nomeadamente a necessidade de documentar o processo de extração de motivações, justificar as escolhas técnicas (como o uso de determinados modelos), e implementar mecanismos que permitam rever os resultados e corrigir potenciais enviesamentos.

Em suma, a aplicação de LLMs em contextos de *e-democracy* deve equilibrar inovação e ética, adotando medidas para proteger a privacidade, corrigir enviesamentos e garantir conformidade com regulamentações. Este compromisso não só promove a justiça e inclusão, mas também fortalece a legitimidade e confiança no uso destas tecnologias.

## **1.7 Metodologia**

O desenvolvimento desta dissertação baseou-se na aplicação da metodologia de Investigação-Ação (Somekh, 2006), selecionada por ser particularmente eficaz na abordagem de problemas complexos e orientada para a sua resolução sistemática, sendo considerada para ser utilizada não só no desenvolvimento do estado da arte, como também no resto do desenvolvimento do

projeto. Esta metodologia destaca-se de abordagens convencionais por centrar-se no estudo científico aprofundado, conjugando teoria e prática para alcançar os objetivos estabelecidos.

A Investigação-Ação organiza-se num conjunto de etapas contínuas e complementares, caracterizadas pelo desenvolvimento progressivo e pela constante adaptação ao problema em análise. O investigador assume um papel ativo, estudando sistematicamente o problema e formulando intervenções informadas por considerações teóricas sólidas. A abordagem segue uma estrutura sequencial que inclui:

1. **Especificação do Problema e as Suas Características:** Esta etapa inicial consiste na definição pormenorizada do problema de investigação. São analisadas as razões que justificam a sua existência e reunidas as suas características fundamentais. Com base nestas informações, formulam-se hipóteses iniciais, que orientarão as fases subsequentes.
2. **Atualização Constante e Incremental do Estado da Arte:** Nesta fase, realiza-se uma revisão sistemática das abordagens e estudos relacionados ao tema em investigação. Esta análise contínua permite incorporar novos conhecimentos relevantes ao desenvolvimento da solução.
3. **Desenvolvimento da Solução:** Com base nas informações recolhidas nas etapas anteriores, é delineada uma solução que responde aos objetivos previamente definidos. Esta solução constitui a base para testar as hipóteses formuladas.
4. **Experimentação e Implementação da Solução:** A implementação materializa-se através do desenvolvimento de um protótipo que integra todos os recursos identificados na solução. Durante este processo, o comportamento do protótipo é observado para avaliar a sua eficácia. No caso desta dissertação, este contexto aplica-se ao desenvolvimento duma pipeline de extração de argumentos e motivações, tendo sido consideradas e experimentadas várias abordagens baseadas em ferramentas e tecnologias relevantes na área de estudo .
5. **Análise dos Resultados e Formulação de Conclusões:** Nesta etapa, os resultados obtidos são analisados e validados. Verifica-se se a implementação alcançou os objetivos estipulados, permitindo a formulação de conclusões sólidas sobre as hipóteses de investigação.

- 6. Disseminação Constante de Conhecimentos e Resultados:** A última etapa visa a partilha dos resultados e experiências obtidos com a comunidade científica. Esta disseminação realiza-se através da publicação em revistas científicas com revisão por pares, apresentação em conferências e participação em workshops, assegurando a contribuição contínua para o avanço do conhecimento na área. Os resultados alcançados levaram à submissão desta dissertação e, como mencionado anteriormente, um artigo no **AIDEM 2025**.

A adoção da metodologia de Investigação-Ação permitiu uma abordagem estruturada e iterativa, crucial para a validação das hipóteses, para o desenvolvimento do capítulo do estado da arte e a concretização dos objetivos da investigação.

## 1.8 Estrutura do Documento

A presente dissertação está organizada em seis capítulos, estruturados de forma a acompanhar o percurso investigativo e de desenvolvimento da solução proposta. Abaixo descreve-se brevemente o conteúdo de cada capítulo:

- **Capítulo 1 – Introdução:** apresenta o contexto do problema, as motivações da investigação, os objetivos e questões de investigação, as principais contribuições, os aspetos éticos envolvidos, bem como a metodologia geral adotada e os procedimentos de controlo e monitorização ao longo do projeto.
- **Capítulo 2 – Estado da Arte:** fornece um enquadramento teórico e técnico do trabalho desenvolvido. São abordados os fundamentos da *e-democracy*, as teorias de necessidades humanas utilizadas na categorização de motivações, o papel dos LLMs e de outras tecnologias relevantes como bases de dados vetoriais e grafos de conhecimento. O capítulo inclui ainda a análise de trabalhos relacionados e a identificação das principais lacunas na literatura.
- **Capítulo 3 – Desenho e Metodologia de Desenvolvimento:** descreve a conceção da solução, os requisitos funcionais e não funcionais definidos, a arquitetura conceptual do sistema, o modelo de categorização motivacional e a estratégia geral de desenvolvimento adotada.

- **Capítulo 4 – Implementação:** detalha os principais componentes desenvolvidos, incluindo a recolha de dados, os mecanismos de extração de argumentos e motivações, a sumarização por categoria, a validação automatizada e a representação final do conhecimento em grafo.
- **Capítulo 5 – Resultados e Análise:** apresenta os resultados obtidos com base nas interfaces desenvolvidas, analisando a qualidade das extrações, os tempos de execução dos modelos e os resultados das avaliações automáticas realizadas.
- **Capítulo 6 – Conclusão:** resume as principais contribuições do trabalho, responde às questões de investigação, discute as implicações e limitações da abordagem proposta, propõe direções para trabalho futuro e destaca a submissão científica realizada no âmbito deste projeto.

Esta estrutura organiza o documento de forma progressiva, permitindo ao leitor compreender o contexto, os fundamentos e o planeamento necessários para atingir os objetivos definidos.

## 2 Estado da arte

Neste capítulo, são expostas as tecnologias, definições e ferramentas atuais relacionadas com o objetivo deste projeto. Será inicialmente explorado o conceito de *e-democracy*, de seguida serão analisadas algumas das teorias de necessidades humanas mais populares, e eventualmente explorados e desenvolvidos os conceitos de IA aplicados a LLMs, assim como bases de dados vetoriais e grafos de conhecimento. Por fim, serão discutidas algumas considerações éticas.

### 2.1 Fundamentos de E-Democracy

A partir do momento que a World Wide Web se tornou publicamente disponível, o seu uso na democracia tornou-se algo de interesse para os governos, sendo uma ferramenta forte e inovativa para fortalecer a democracia e fazer sobressair as opiniões dos cidadãos. A ideia de utilizar serviços eletrónicos foi desde cedo (inícios da década de 60) representada como uma alternativa democrática que iria transformar a comunicação e sistemas políticos (McLuhan Marshall, 1964). Ao mesmo passo que a tecnologia evoluiu, as maneiras de comunicar mudaram, e, conseqüentemente, também a definição de *e-democracy*.

#### 2.1.1 Introdução ao Conceito de E-Democracy

A definição de *e-democracy* tem vindo a ser um conceito abrangente, com alterações ao longo dos anos. No entanto, o seu objetivo assentou constantemente num ideal: utilizar tecnologias

para aumentar a participação democrática, promovendo o envolvimento cívico e transparência. Termos recolhidos por Hennen et al. (2020) como “*electronic or e-democracy*” (Lembcke Oliver W. et al., 2016), “*digital democracy*” (Hacker Kenneth L & van Dijk Jan, 2000), “*teledemocracy*” (T. Becker, 2007) , “*virtual democracy*” e “*cyberdemocracy*” foram aparecendo ao longo dos anos.

Apesar destas diferentes nomenclaturas, Hennen et al. (2020) resume *e-democracy* como “(...) a prática da democracia com o apoio dos meios digitais na comunicação e participação política.” Adicionando também que: “A e-participação engloba todas as formas de participação política, utilizando os meios digitais, incluindo tanto os mecanismos formalmente institucionalizados como o empenhamento cívico informal”.

*E-democracy* fundamenta-se assim como uma alternativa que visa superar limitações tradicionais da democracia representativa, como problemas de escala, escassez de tempo e falta de oportunidades para deliberação política à larga escala (Chadwick, 2018).

As plataformas de *e-democracy* incluem ferramentas como petições eletrónicas, consultas públicas online, fóruns de discussão e votações eletrónicas, permitindo que os cidadãos se envolvam mais diretamente nos processos de tomada de decisão política (Council of Europe, 2009:15; Parliamentary Office of Science and Technology, 2009)

### **2.1.2 Exemplos de Plataformas de E-Democracy para Deliberação Pública**

Como referido anteriormente, a Comissão Europeia tem vindo a reforçar e facilitar o uso de plataformas informáticas com o intuito de promover a participação direta dos cidadãos no desenvolvimento de políticas e tópicos de debate gerais (European Commission, 2023; European Parliament, 2020; European Union, 2025b). Para tal, algumas plataformas que incentivam a partilha de opiniões sobre estes temas estão atualmente disponíveis:

#### **Have Your Say**

A Have Your Say (European Commission, 2025b) é uma plataforma digital participativa que permite aos cidadãos expressarem as suas opiniões sobre propostas legislativas da União Europeia. Através desta ferramenta, qualquer pessoa pode comentar, dar feedback e acompanhar o progresso de iniciativas políticas altamente contextualizadas por oficiais do

parlamento europeu, promovendo assim maior transparência e envolvimento democrático no processo de tomada de decisão na UE. Na Figura 1 segue um exemplo de um tópico de discussão:

**About this initiative**

**Summary** The purpose of this initiative is to help energy-intensive industries continue to decarbonise while maintaining their competitiveness internationally.

The initiative will boost industries' competitiveness and productivity, accelerate administrative procedures, and facilitate investments, including by creating lead markets for decarbonised products.

**Topic** Single market

**Type of act** Proposal for a regulation

**Category** Commission Work Programme

**Call for evidence**

**Feedback: Open**

**Feedback period** 15 April 2025 - 08 July 2025 (midnight Brussels time)

The Commission would like to hear your views.

This call for evidence is open for feedback. Your input will be taken into account as we further develop and fine-tune this initiative. Feedback received will be published on this site and therefore must adhere to the [feedback rules](#).

[More about call for evidence](#)

In order to contribute you'll need to register or login using your existing social media account.

[Give feedback >](#)

Call for evidence for an impact assessment - Ares(2025)3079152

Figura 1 – Exemplo de Tópico de Discussão do Have Your Say<sup>6</sup> (European Commission, 2025c)

## PoliticsForum

O PoliticsForum (Politics Forum, 2025) é um fórum concebido como um espaço moderado, independente e sem fins lucrativos, totalmente livre de publicidade, onde é incentivada a discussão informada e respeitosa sobre questões políticas relevantes. A comunidade internacional acolhe participantes de todo o espectro político, promovendo o entendimento mútuo e o confronto de ideias de forma civilizada, num ambiente que privilegia a qualidade do debate e uma comunhão entre ideologias diversas.

<sup>6</sup> [https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say/initiatives/14505-Industrial-Decarbonisation-Accelerator-Act-speeding-up-decarbonisation\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say/initiatives/14505-Industrial-Decarbonisation-Accelerator-Act-speeding-up-decarbonisation_en)

## Reddit

O Reddit é uma plataforma online de discussão e agregação de conteúdos onde os utilizadores podem partilhar links, textos e comentários sobre uma vasta gama de temas. Organizado por comunidades temáticas chamadas “subreddits”, o Reddit funciona como um fórum descentralizado onde os conteúdos são votados positivamente ou negativamente, permitindo destacar as contribuições mais relevantes ou populares dentro de cada tópico. Na Figura 2, é exemplificado uma “thread” (um tópico de discussão introduzido por um membro do subreddit, onde os utilizadores podem interagir entre eles, apresentando e defendendo as suas opiniões face o tema em questão), num contexto de um subreddit dedicado a discussões políticas. Adicionalmente, na Figura 3 é representada, de uma forma esquematizada, a estrutura geral de uma thread, exemplificando os “níveis” de resposta dentro de uma thread:

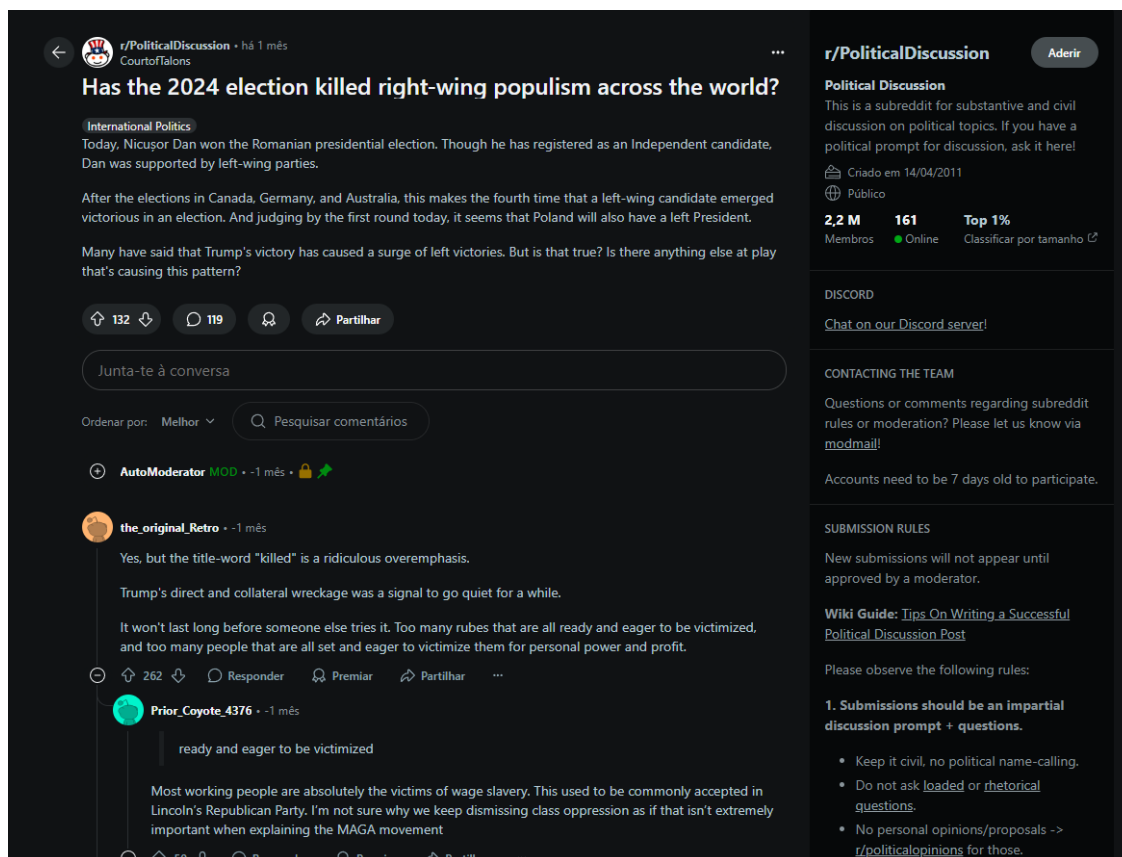


Figura 2 – Exemplo de Thread no subreddit “PoliticalDiscussion” (Political Discussion, 2025)

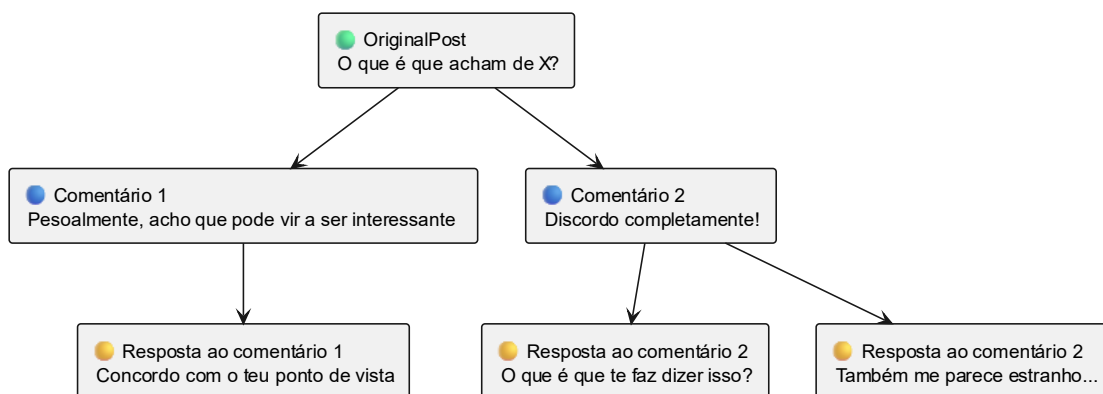


Figura 3 - Esquema de estrutura geral de uma thread do Reddit

Embora o Reddit não seja, por definição, um LSGDSS nem uma plataforma dedicada à *e-democracy* como o Have Your Say, funciona como um fórum de discussão dinâmico onde os utilizadores partilham livremente as suas ideias, opiniões e experiências sobre temas de interesse comum. Esta estrutura permite observar fenómenos deliberativos emergentes, em que os participantes constroem argumentos, respondem a críticas e desenvolvem posições coletivas, ainda que de forma espontânea e não institucionalizada. Este processo (que é o conteúdo principal da plataforma) pode depois ser aplicado a subreddits específicos de discussão política como o *r/PoliticalDiscussion* (*Political Discussion*, 2025) (como demonstrado na Figura 2) ou *r/changemyview* (*Change My View (CMV)*, 2025), onde os utilizadores desafiam outros indivíduos a apontar falhas nas suas conceções próprias e consequentemente, chegar a um novo consenso.

### 2.1.3 Análise de Argumentos e Comentários de Cidadãos no Contexto de E-Democracy

A análise de comentários e argumentos de utilizadores em plataformas de *e-democracy* desempenha um papel crucial na compreensão das motivações, preocupações e sugestões do público. Esse processo tem como principal objetivo tornar os processos políticos mais inclusivos, dinâmicos e efetivos, alinhando as decisões políticas com as reais necessidades e expectativas da população. Estudos como o de Cristóvam & Lagos (2022), indicam que plataformas digitais permitem aos cidadãos expressarem assim as suas opiniões e necessidades em tempo real. Este fluxo contínuo de informações é uma fonte valiosa para a formulação de

políticas mais centradas no cidadão. Desta forma, é possível recolher muita informação útil em torno de uma eventual decisão política e converter essa informação proveniente dos cidadãos numa melhoria da qualidade de decisões políticas e restantes serviços públicos.

Através de uma análise sistemática de comentários e argumentos civis, torna-se mais acessível evidenciar falhas ou deficiências nos serviços públicos. Exemplificando, plataformas de *e-democracy* frequentemente atuam como canais para o feedback dos cidadãos, que acabam por cultivar e fundamentar intervenções governamentais com base em dados empíricos (Cristóvam & Lagos, 2022). Da mesma forma, torna-se também possível detetar tendências e conflitos emergentes de uma forma proativa, como por exemplo em discussões com contextos polarizados

#### **2.1.4 Análise de Motivações em Comentários**

A extração de motivações por detrás de argumentos e comentários em plataformas de *e-democracy* é um campo de interesse, mas com pouca investigação. O potencial deste tipo de análise deve-se à necessidade de compreender não apenas o que os cidadãos dizem, mas por que expressam determinadas opiniões, sugestões ou críticas. Esse esforço visa revelar insights profundos sobre as preocupações sociais, assim como os interesses que motivam a participação cívica e as limitações que dificultam um engajamento mais ativo.

Apesar da análise e tratamento de informação vinda de opiniões de utilizadores ser uma boa maneira de criar conhecimento e gerar novas perspetivas à cerca de um tema, tentar interpolar o “porquê” dos mesmos terem uma certa opinião demonstra ser uma boa oportunidade para posicionar o utilizador e o seu comportamento em relação às suas motivações (Lawrence & Reed, 2019).

A identificação de motivações potencia-se como um procedimento poderoso para fomentar um debate mais construtivo. Quando é possível entender os valores e interesses subjacentes dos participantes, é também possível aumentar o potencial de consenso. Evidenciar motivações em contextos de deliberação pública pode servir como base para a criação de uma camada de conhecimento adicional em debates argumentativos, ao mapear os conceitos discutidos numa perspetiva empática.

Desta forma, a extração de motivações não é apenas uma ferramenta analítica, mas também uma ponte que conecta vozes individuais a processos decisórios mais informados, promovendo uma democracia mais participativa e responsiva.

### **2.1.5 Desafios na Análise de Comentários de Utilizadores**

A análise de comentários de utilizadores em plataformas de *e-democracy* enfrenta diversos desafios, que vão desde problemas técnicos e linguísticos até questões sociais e culturais. Um dos principais problemas está relacionado com o elevado volume de dados destruturados gerados nessas plataformas, muitas vezes em tempo real. Isto acaba por dificultar a análise manual e leva à sobrecarga sistemas automáticos (Cambria et al., 2013). Este entrave está diretamente relacionado com problemas de escalabilidade de *big data*, exigindo soluções que automatizem e agilizem o processo de análise dos dados obtidos, e que idealmente o torne o mais eficiente possível, de modo a obter insights acionáveis a partir de informação “bruta”.

Outro desafio significativo é a complexidade linguística. Comentários frequentemente incluem “lixo” na forma de erros ortográficos, gírias, regionalismos e possivelmente sinais não-textuais como emojis, dificultando assim o processamento desta informação por sistemas automatizados convencionais. Eisenstein (2013) explora como a linguagem não padronizada e informal encontrada em plataformas digitais representa uma barreira para modelos de PLN, sublinhando a necessidade de soluções que consigam capturar essas nuances.

A ambiguidade e a subjetividade dos comentários também são obstáculos importantes. Em muitos casos, os textos misturam opiniões, emoções e informações factuais, dificultando a identificação de intenções ou significados claros. Pang & Lee (2008) sublinham que a subjetividade é um dos desafios centrais na análise de sentimentos e que métodos avançados são necessários para compreender adequadamente textos oriundos de redes sociais e fóruns. Cambria et al. (2013) adicionam também que a dependência de contexto e expressões implícitas ou explícitas de emoções contribuem para a dificuldade do processamento dos comentários e argumentos dos utilizadores. Sarcasmo, ironia e intenções implícitas são especialmente desafiadores, pois requerem a interpretação de contextos culturais e de conhecimento que frequentemente estão ausentes em dados textuais. Joshi et al. (2017) mostram que a deteção de sarcasmo é relevante no contexto de deteção de sentimentos (uma vez que, na presença de sarcasmo há também emoção), e que esta demanda abordagens híbridas, combinando análise textual com metadados contextuais, uma vez que o sarcasmo

depende de incongruências implícitas entre o significado literal e o pretendido, bem como de informações contextuais específicas.

A polarização e a toxicidade desempenham um papel significativo nas interações em plataformas de *e-democracy*. Discussões nesses ambientes são frequentemente marcadas por opiniões extremas e discurso tóxico, o que pode prejudicar o debate público e limitar a sua capacidade de gerar consenso. Estes desafios exigem que modelos de linguagem sejam capazes de distinguir entre críticas legítimas e conteúdo prejudicial. Xu et al. (2021) argumentam que técnicas de desintoxicação de modelos de linguagem, embora necessárias, devem ser implementadas com cautela para evitar a marginalização de vozes legítimas e representações culturais, especialmente em contextos minoritários. O estudo destaca que métodos mais refinados são necessários para lidar com nuances linguísticas e emocionais nesses contextos.

Finalmente, a escalabilidade e a generalização dos modelos de PLN permanecem um desafio técnico significativo. Modelos como o BERT (abreviação de *Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), apesar de representarem avanços importantes, muitas vezes têm dificuldades em generalizar o seu conhecimento para outros idiomas, exigindo por vezes treino adicional com dados específicos. Devlin et al. (2018) ressaltam que, apesar do BERT ser um modelo eficaz em várias tarefas, ainda enfrenta limitações significativas na sua aplicação a tarefas especializadas e contextos locais.

Em suma, os desafios na análise de comentários em plataformas de *e-democracy* exigem abordagens que combinem avanços tecnológicos em PLN com insights de linguística e ciências sociais. A literatura sugere que modelos híbridos e técnicas adaptadas ao contexto local são essenciais para lidar com a complexidade dessas interações.

## **2.2 Teorias de Necessidades Humanas Para a Categorização de Motivações**

*“The study of scientists is clearly a basic, even necessary, aspect of the study of science.”*

Abraham Maslow, 1954

No contexto da deliberação democrática e da análise de discurso cívico, identificar as necessidades que fundamentam as motivações subjacentes aos argumentos expressos pelos cidadãos revela-se particularmente relevante. Tal identificação permite não apenas compreender o *quê* que está a ser defendido num argumento, mas também o *porquê*, enriquecendo a interpretação das posições assumidas e promovendo uma representação mais profunda das necessidades coletivas.

Num ambiente de *e-democracy*, onde os cidadãos expressam as suas opiniões em fóruns digitais, plataformas participativas ou redes sociais, as motivações que orientam esses contributos são frequentemente implícitas, diversas e complexas. A extração automática dessas motivações, recorrendo a técnicas de PLN, exige um enquadramento conceptual robusto que permita categorizar de forma sistemática as diferentes dimensões do que impulsiona a ação humana, utilizando como base frameworks conceptuais com bases em investigações na área de psicologia. A utilização destes estudos guia assim as categorizações das motivações e enquadradas em estruturas pré-definidas, ao invés de recorrer a uma abordagem puramente ad hoc. Assim, a escolha de uma teoria de motivação adequada não apenas confere significado às categorias atribuídas às motivações, mas representa um passo fundamental na estruturação e fiabilidade desta análise — uma vez que, conforme apontado na literatura sobre extração automática de argumentos (Lawrence & Reed, 2019), se pretende captar não apenas **o que** as pessoas defendem, mas também **por que** o fazem .

Neste projeto, foi explorado um conjunto de teorias clássicas e contemporâneas de necessidades com o objetivo de identificar um modelo conceptual que fosse compatível com a análise de comentários argumentativos em ambientes democráticos de larga escala. Antes de proceder à escolha de um modelo, importa apresentar uma visão geral das principais teorias de motivação existentes e discutir a sua relevância (ou limitação) para o problema em estudo.

### **2.2.1 Visão Geral Sobre Teorias Clássicas de Necessidades**

A investigação sobre o que motiva o comportamento humano tem sido central na psicologia desde o século XX, resultando em diversas teorias fundamentais. Assim sendo, é relevante considerar algumas das teorias mais influentes, tanto pela sua importância histórica como pelas suas contribuições para a conceptualização das necessidades humanas. No entanto, ao aplicar estes modelos à análise automática de discurso em plataformas de deliberação democrática,

surgem limitações importantes, relacionadas com a granularidade, aplicabilidade prática e capacidade de representar múltiplas dimensões simultâneas de motivação.

Para o efeito de obter uma melhor compreensão sobre as necessidades humanas e desta forma ser possível obter uma categorização sistemática das motivações por detrás dos atos de um grupo ou de um indivíduo, foram estudadas três teorias ligadas ao estudo das necessidades humanas na área da psicologia: Hierarquia de Necessidades de Maslow, Teoria de Autodeterminação e Modelo de Desenvolvimento à Escala Humana.

### 2.2.2 Hierarquia de Necessidades de Maslow

A Hierarquia das Necessidades de Abraham Maslow (1954) é um dos modelos mais influentes e amplamente reconhecidos no estudo das necessidades humanas. Maslow propôs uma hierarquia composta por cinco níveis de necessidades organizados de forma piramidal (Como demonstrado na Figura 4), na qual as necessidades mais básicas devem ser satisfeitas antes que as necessidades superiores possam motivar o comportamento humano. Estes níveis são: necessidades fisiológicas, necessidades de segurança, necessidades sociais (ou de pertença), necessidades de estima e necessidades de autorrealização.

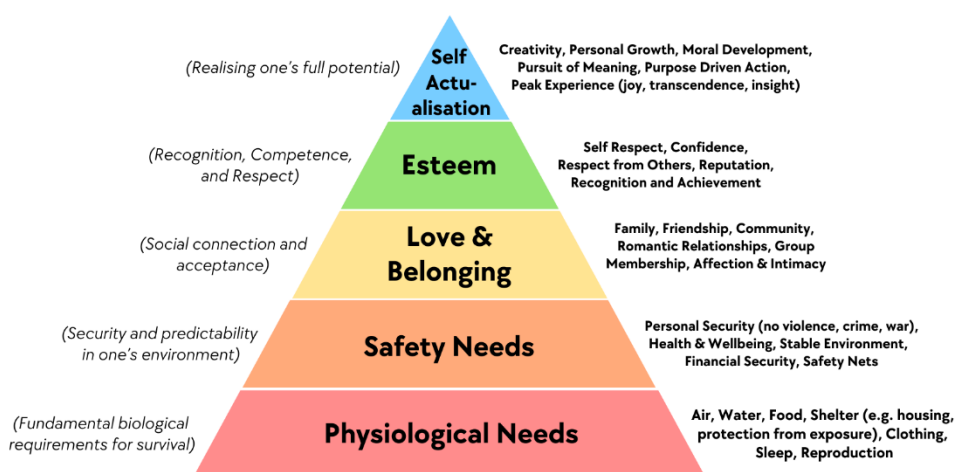


Figura 4 - Hierarquia de Necessidades de Maslow (Croker, 2025)

A estrutura hierárquica pressupõe que um indivíduo não procura satisfazer necessidades de níveis superiores enquanto as mais elementares se mantiverem por satisfazer. Assim, por exemplo, uma pessoa privada de alimento ou abrigo dificilmente se preocupará com a sua autoestima ou com a realização pessoal.

No contexto de *e-democracy*, a teoria de Maslow oferece um enquadramento útil para interpretar o que pode motivar os cidadãos a participar em debates públicos. Indivíduos podem estar motivados por razões associadas à segurança (por exemplo, insegurança económica), à pertença (vontade de integrar uma comunidade) ou até à autorrealização (desejo de contribuir para o bem comum). Identificar este tipo de motivações pode revelar perspetivas valiosas sobre o que impulsiona o discurso cívico em ambientes digitais.

No entanto, apesar da sua popularidade e valor intuitivo, a teoria de Maslow tem sido criticada por vários autores (Kenrick et al., 2010; Wahba & Bridwell, 1976) por falta de validação empírica sólida e pela rigidez da hierarquia proposta, uma vez que a sua estrutura linear e universalista pode não capturar a complexidade e a variabilidade cultural das motivações humanas. Adicionalmente, esta teoria foca-se numa componente individualística, tendo a possibilidade de não englobar nuances que diferenciam necessidades e motivações entre indivíduos e grupos sociais.

### **2.2.3 Teoria de Autodeterminação de Deci & Ryan**

A Teoria da Autodeterminação – também conhecida por *Self-Determination Theory* (SDT) – proposta por Edward Deci & Richard Ryan (1985), parte do princípio de que os indivíduos são agentes ativos, dotados de uma tendência natural para o crescimento psicológico, o bem-estar e a integração social. Segundo os autores, a motivação é mais eficaz e sustentável quando deriva de fatores intrínsecos, isto é, de interesses e valores internos, em oposição a recompensas ou pressões externas.

O modelo identifica três necessidades psicológicas universais como essenciais ao desenvolvimento e funcionamento humano saudável: autonomia, competência e relacionamento. A autonomia refere-se à experiência de autodireção e escolha; a competência diz respeito à perceção de eficácia nas interações com o ambiente; e o relacionamento (ou vinculação) refere-se ao sentimento de conexão e pertença a outros. Quando estas necessidades estão satisfeitas, os indivíduos tendem a mostrar um envolvimento mais profundo,

motivado e autêntico nas suas ações. Ao contrário de Maslow, Deci e Ryan colocam menos ênfase numa ordenação e categorização de necessidades, focando-se na qualidade e as fontes das motivações, podendo-se dizer por outras palavras que se foca numa medição da “qualidade” e “intensidade” da motivação. A seguinte figura (Figura 5) representa o espectro da autodeterminação:

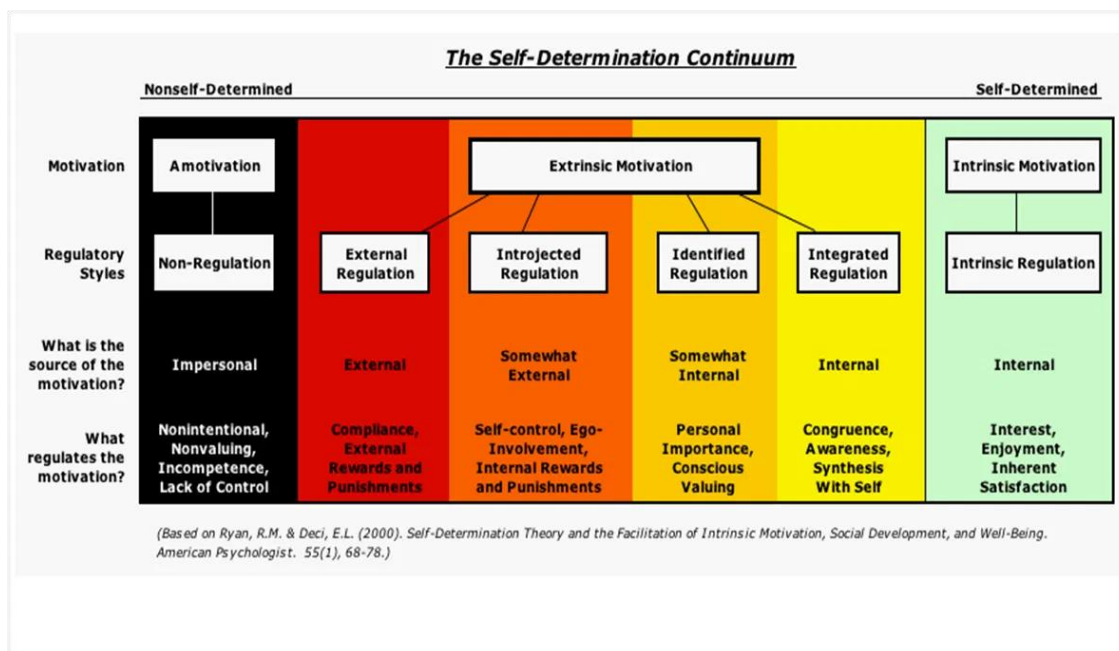


Figura 5 - Espectro de Autodeterminação representado por Ackerman (2018), adaptado de Ryan & Deci (2000)

No entanto, apesar da sua relevância conceptual, a operacionalização computacional desta teoria coloca desafios práticos. As categorias propostas por Deci e Ryan, não só têm um foco individualístico como as da teoria proposta de Maslow, como também são abstratas e de difícil deteção direta em linguagem natural, exigindo inferência contextual e análise semântica de alto nível, especialmente para contextos de grupos sociais ou estruturas políticas. Isto limita a sua utilidade em sistemas automáticos de categorização motivacional baseados texto, especialmente quando aplicado a escalas de maior dimensão.

### 2.2.4 Modelo de Desenvolvimento à Escala Humana

A proposta de Max-Neef et al. (1989) representa uma alternativa conceptual à tradicional hierarquia de Maslow, oferecendo uma abordagem mais dinâmica, contextual e transversal às necessidades humanas, incluindo aspetos sociais, políticos e culturais. Ao contrário de modelos

hierárquicos, Max-Neef defende que as necessidades humanas fundamentais são **limitadas, finitas, não hierárquicas e universais**, sendo partilhadas por todas as culturas e em todos os períodos históricos. Adicionalmente, o autor introduz o conceito de **satisfiers** – os meios concretos e culturalmente moldados através dos quais as necessidades são supridas.

O modelo de Max-Neef identifica nove necessidades fundamentais: **subsistência, proteção, afeição, entendimento, participação, lazer, criação, identidade e liberdade** (como ilustrado na Figura 6). Estas necessidades são articuladas com quatro modos de satisfação (*satisfiers*): **ser, ter, fazer e interagir (estar)**, resultando numa matriz que permite mapear a realização das necessidades em múltiplas dimensões da experiência humana.

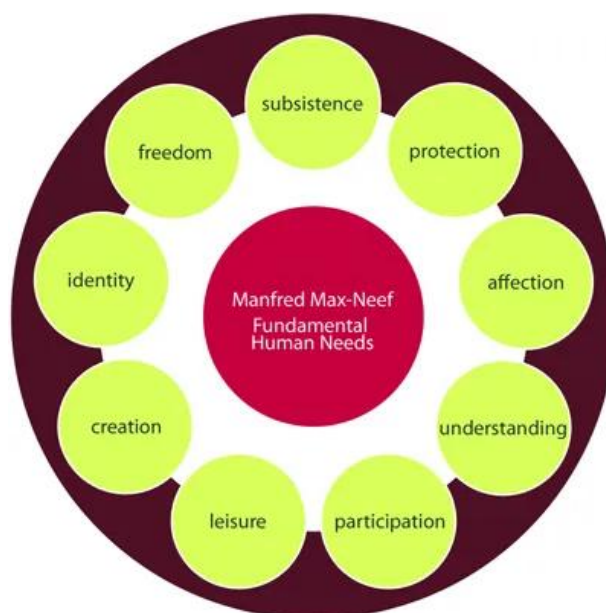


Figura 6 – Representação das Necessidades Fundamentais de Acordo com Max-Neef (Khandelwal, 2016)

Este enquadramento é particularmente valioso para a análise semântica de motivações em ambientes de *e-democracy*, uma vez que, tal como a proposta de Maslow, permite categorizar conteúdos discursivos não apenas com base no “tema” ou “objetivo” explícito (utilizado por Xie et al. (2022)), mas com base no tipo de necessidade de que os discursos procuram expressar ou satisfazer. Por exemplo, comentários sobre precariedade laboral podem ser interpretados como relacionados com a necessidade de proteção ou subsistência, enquanto apelos à inclusão social podem ser ligados à necessidade de participação ou identidade. No entanto, esta proposta supera a de Maslow não só por não seguir uma cadeia hierárquica de motivações nem

de apresentar a noção de *satisfiers*, mas principalmente por isolar mais categorias de necessidade, sendo estas categorias relevantes para tópicos e contextos sociopolíticos.

Assim, a estrutura da teoria de Max-Neef facilita a operacionalização computacional em tarefas de anotação, classificação e agregação semântica, permitindo uma categorização diversificada, mas bem definida, em função de uma ou mais necessidades de um grupo de indivíduos.

## **2.3 Inteligência Artificial e Modelos de Linguagem de Grande Escala**

Os modelos de linguagem de grande escala, como GPT, BERT e outros, têm desempenhado um papel significativo na interpretação de textos curtos e complexos. Eles são capazes de capturar nuances na linguagem, como emoção, intenção e motivação, devido à sua arquitetura de deep learning baseada em transformadores. Esses modelos são treinados em grandes volumes de dados textuais e, portanto, conseguem gerar representações semânticas ricas, úteis para tarefas como análise de sentimentos e extração de intenções. Ao aplicar LLMs à análise de comentários em plataformas de *e-democracy*, é crucial abordar aspectos sobressalentes, garantindo que os modelos sejam ajustados para capturar nuances no contexto político e social, enquanto se reduz o viés e se melhora a eficiência computacional.

### **2.3.1 Inteligência Artificial Generativa**

A Inteligência Artificial Generativa refere-se a algoritmos com a funcionalidade de criar novos dados com base em padrões aprendidos de dados existentes. Os modelos generativos não se limitam apenas a distinguir entre categorias de dados, mas também aprendem a distribuir e recriar as características dos dados de entrada, gerando novo conteúdo na forma de texto, imagens ou outros tipos de informação. A IA generativa popularizou-se através de ferramentas na forma de LLMs (tal como o ChatGPT, Bing Copilot, Gemini entre muitos outros), permitindo aos utilizadores gerar conteúdo através de comandos na forma de linguagem natural (Euchner, 2023).

Essa capacidade deriva principalmente de arquiteturas de deep-learning, como redes adversariais generativas (do inglês *Generative Adversarial Network*, ou GANs), autoencoders

variacionais (*Variational Autoencoders*, ou VAEs) e modelos baseados em transformadores, como veremos de seguida.

Os modelos generativos mais recentes são frequentemente fundamentados na arquitetura de transformadores, como observado em modelos como o GPT (Radford et al., 2019) e o T5 (Raffel et al., 2019). Esses modelos são pré-treinados em grandes conjuntos de dados e podem ser ajustados para tarefas específicas, como geração de texto coerente ou criação de imagens.

A IA generativa é então impulsionada por várias arquiteturas fundamentais, cada uma com aplicações específicas:

### **Redes Adversariais Generativas (GANs)**

Segundo Goodfellow et al (2014), uma GAN é um modelo de machine-learning que envolve dois componentes treinados simultaneamente: o gerador GGG, que cria amostras tentando replicar a distribuição de dados reais, e o discriminador DDD, que classifica amostras como reais ou geradas. Ambos competem si, onde o GGG tenta enganar o DDD, enquanto o DDD tenta identificar corretamente as amostras. O treino é realizado utilizando *backpropagation*, e na convergência ideal, as amostras geradas são indistinguíveis das reais. GANs são úteis para criar imagens, vídeos, música e dados sintéticos, mas podem sofrer instabilidade no treino e não representam explicitamente a probabilidade dos dados. Esta competição entre o gerador e o discriminador gera resultados impressionantemente realistas, como imagens de alta qualidade (Karras et al., 2018).

### **Codificadores Automáticos Variacionais (VAEs)**

Os VAEs são uma abordagem probabilística para geração de dados. Eles aprendem representações latentes dos dados, combinando codificação automática com inferência variacional probabilística para treinar modelos generativos, permitindo a criação de novas instâncias com características semelhantes às dos dados de treino (Cinelli et al., 2021; Kingma & Welling, 2013).

### **Transformadores Generativos**

Os transformadores representam uma inovação crucial no campo da inteligência artificial, particularmente em aplicações de geração de conteúdo. Conforme apresentado no artigo

"*Attention Is All You Need*" de Vaswani et al. (2017), esta arquitetura baseia-se exclusivamente em mecanismos de atenção, eliminando o uso de redes neurais recorrentes ou convolucionais. Isto permite assim que os transformadores processem informações sequenciais de forma mais eficiente, aproveitando o paralelismo para reduzir o tempo de treino. Além disso, o seu mecanismo de auto-atenção permite que o modelo capte relações contextuais numa sequência, independentemente da distância entre os elementos, o que é essencial para tarefas como tradução de idiomas e geração de texto. A capacidade de generalizar bem para diferentes tarefas torna os transformadores fundamentais para a IA generativa, permitindo a criação de modelos de ponta, como GPT e BERT, que alcançam resultados impressionantes em tradução, redação e até mesmo criatividade artificial.

### **Métricas de Avaliação**

A avaliação de abordagens de PLN e extração de argumentos recorre predominantemente a métricas clássicas de classificação binária ou multi-classe, tais como precisão, recall e F1-score, calculadas com base em verdadeiros positivos, falsos positivos e falsos negativos (Budzynska & Villata, 2016; G. Chen et al., 2023; Lawrence & Reed, 2019). Nos domínios da geração de texto e sumarização automática, são frequentemente utilizadas métricas como BLEU, ROUGE ou métricas baseadas em embeddings, como BERTScore e MoverScore, que permitem avaliar a semelhança semântica entre o output de um modelo e referências humanas (J. Becker et al., 2024).

### **Desafios e Limitações**

Apesar dos avanços, a IA generativa enfrenta desafios significativos. Primeiramente, os custos ambientais associados são preocupantes. O treino de grandes modelos consome vastos recursos computacionais, gerando emissões de carbono e consumindo água para arrefecimento de servidores (Bender et al., 2021; Rathwad et al., 2024). Além disso, modelos de IA refletem bias presentes nos seus dados de treino, amplificando preconceitos e perpetuando desigualdades sociais (Bender et al., 2021), como discutido na secção sobre ética do projeto.

A geração de desinformação também é uma preocupação crescente. Tecnologias como *deepfakes* e notícias falsas geradas por IA apresentam riscos éticos e sociais consideráveis, destacando a necessidade de regulações adequadas e de ferramentas para deteção e mitigação desses problemas (Rathwad et al., 2024).

### **2.3.2 Utilidade de Modelos de Linguagem de Grande Escala**

Os modelos de linguagem de grande escala representam um marco na inteligência artificial, permitindo uma interpretação sofisticada de textos e a realização de tarefas complexas em linguagem natural. Exemplos notáveis incluem o GPT, BERT e outros modelos baseados em arquiteturas transformadoras. A combinação de arquiteturas avançadas com enormes volumes de dados permitiu que os LLMs alcançassem desempenhos notáveis em aplicações diversificadas, desde assistentes virtuais até análises detalhadas de textos em contextos especializados. No âmbito desta dissertação, LLMs têm o potencial de melhorar processos democráticos através do auxílio de navegar e sintetizar informação, de modos a torná-la mais clara e permitir fazer melhores decisões e discussão pública (Lazar & Manuali, 2024).

A principal contribuição dos LLMs está na sua capacidade de compreender e gerar linguagem natural com alta precisão. Eles lidam eficientemente com textos curtos e complexos, permitindo uma análise detalhada que vai desde a classificação de texto até a interpretação de intencionalidades subjacentes. Por exemplo, modelos como o GPT-3 não respondem apenas a perguntas, mas também são capazes de resumir documentos extensos, entre outras tarefas de PLN, utilizando apenas o conhecimento obtido do treino do modelo, sem necessitar explicitamente de *fine-tuning* para obter bons resultados graças a arquiteturas de transformers baseadas em mecanismos de atenção (Brown et al., 2020). Do mesmo modo, o BERT oferece soluções robustas para classificação de texto e extração de informações específicas, destacando-se em domínios como saúde e e-commerce (Devlin et al., 2018).

#### **Análise de Sentimentos e Extração de Informação Implícita**

Pesquisas recentes têm mostrado avanços significativos no uso de LLMs em tarefas de análise de sentimentos, extração de significado e identificação de intenções e motivações. Estudos como o de W. Zhang et al. (2023) demonstram que os LLMs são capazes de identificar polaridades emocionais em revisões de produtos com uma precisão superior às abordagens tradicionais. Modelos mais avançados também conseguem captar nuances como sarcasmo e ironia, o que amplia a sua aplicabilidade em contextos linguísticos complexos. Adicionalmente, pesquisas como as de H. Zhang et al. (2022) exploram como esses modelos podem ser ajustados para identificar intenções específicas.

Quando aplicados à análise de sentimentos, os LLMs conseguem identificar polaridades emocionais com alta precisão, um recurso valioso em contextos como redes sociais e marketing

digital. Por exemplo, o modelo RoBERTa (*Robustly Optimised BERT Pretraining Approach*) destacou-se por alcançar resultados de referência em múltiplas tarefas de avaliação padrão em compreensão de linguagem natural (Liu et al., 2019), dado a sua robustez e versatilidade em tarefas de PLN. Nelas estão incluídas tarefas como análise de sentimentos, inferência textual e compreensão de longos textos, demonstrando que o modelo possui habilidades avançadas de raciocínio e extração de informações, ao conseguir detetar tons de alegria, tristeza ou frustração. De maneira complementar, o modelo T5 destaca-se na inferência de motivações em textos curtos (Raffel et al., 2019).

A extração de significado a partir de grandes volumes de dados textuais continua a ser um campo de grande progresso, especialmente com a integração de métodos baseados em modelos como GPT-3 e BERT. No âmbito das sumarizações automáticas, avanços significativos foram documentados em estudos como o de Y. Zhang et al. (2022), que exploram aplicações eficazes para documentos, notícias, entrevistas ou diálogos longos, com aplicações que podem incluir desde relatórios financeiros até revisões sistemáticas em contextos académicos. Esses modelos conseguem não apenas resumir informações complexas, mas também garantir que as informações principais sejam preservadas.

De acordo com Lawrence & Reed (2019), a extração de motivações e intenções em opiniões enfrenta desafios significativos devido à complexidade dos contextos dialógicos e à necessidade de capturar padrões de transições e atos de fala. A transformação de texto não estruturado em dados estruturados é crucial, pois permite relacionar pontos individuais e suas conexões argumentativas, mas requer técnicas robustas e esquemas ontológicos adequados. Apesar do avanço das ferramentas automáticas, ainda existem limitações na captura de nuances contextuais e motivações implícitas, destacando a importância de diretrizes claras de anotação e colaboração interdisciplinar para expandir os conjuntos de dados e melhorar a eficácia da mineração de argumentos.

Desta forma, a utilização de LLMs e outras abordagens de IA podem desempenhar um papel essencial na extração de motivações e intenções em opiniões, sendo que conseguem detetar nuances em contextos argumentativos que anteriormente exigiam análise manual intensiva. Combinando estas técnicas com esquemas ontológicos específicos, os LLMs podem ser treinados para reconhecer relações argumentativas, inferir motivações implícitas e interpretar intenções com base no contexto discursivo. Além disso, a utilização de LLMs em sistemas de análise permite a adaptação a diferentes domínios e estilos de comunicação, incluindo o

contexto de plataformas de *e-democracy*. No entanto, o seu sucesso depende da integração com dados de teste de alta qualidade e da melhoria contínua da sua capacidade de interpretar contextos mais subtis e culturais, reduzindo preferências e ambiguidades que influenciam as respostas geradas.

### **Construção Adequada de Prompts**

No domínio dos modelos de linguagem, o conjunto de instruções para orientar o LLM a produzir a sua resposta – também referidas como *prompts* – é determinante para produzir respostas relevantes e coerentes, uma vez que o uso de *prompts* diferentes pode levar a resultados diferentes (Kaddour et al., 2023). Este processo é frequentemente referido como *prompt engineering*, ou engenharia de *prompts* (Pal, 2024; Saravia, 2022; Weng, 2023). Para alcançar um output esperado, uma *prompt* eficaz deve ser clara, precisa e incluir instruções explícitas, reduzindo a ambiguidade e orientando o modelo para a tarefa desejada. Este processo pode ser reforçado ao combinar tipos de instruções, perguntas, contexto como input ou exemplos descritivos (Amatriain, 2024; Patel & Parmar, 2024).

Conforme exemplificado na literatura (Amatriain, 2024; B. Chen et al., 2025; Patel & Parmar, 2024), os principais tipos de *prompts* utilizados atualmente podem incluir os seguintes padrões:

1. *Zero-shot*, onde se fornece apenas a instrução da tarefa, sem exemplos — útil quando se espera que o LLM aplique o seu conhecimento prévio diretamente.
2. *Few-shot*, onde são fornecidos exemplos de entrada e saída no próprio *prompt*, auxiliando o modelo a replicar o formato desejado.
3. *Chain-of-thought*, que incentiva o modelo a apresentar o raciocínio passo-a-passo (ex.: “pensa passo a passo”), melhorando significativamente a capacidade de resolução de tarefas complexas.
4. *Role-prompting*, técnica que atribui ao modelo uma persona específica (ex.: “és um especialista em PLN”), conferindo-lhe um tom e abordagem apropriados.

Adicionalmente, abordagens como *self-reflection* (onde o modelo é incitado a avaliar e melhorar a sua resposta) têm mostrado eficácia em contextos avançados.

### 2.3.3 Fornecedores de Modelos de Linguagem de Grande Escala

Com o rápido crescimento na popularidade de LLMs, emergiram plataformas e ferramentas com o intuito de fornecer e distribuir a utilizadores o acesso a vários modelos, fora o formato de *chatbot* através do browser. Um exemplo é o serviço de API da OpenAI que permite distribuir e monetizar os seus modelos (Brockman et al., 2020; OpenAI, 2025a). Este serviço é uma boa alternativa para usufruir de modelos de linguagem sem acarretar com custos de computação locais, uma vez que a sua execução pode vir a ser exigente a níveis de hardware, sendo mais comodo e prático para o utilizador utilizar e interagir com os mesmos remotamente. Alternativamente, há também soluções locais, onde os modelos podem ser utilizados e geridos localmente, livrando o utilizador de custos de serviço, mas introduzindo custos de performance e hardware dependendo do modelo utilizado (Hugging Face, 2025b; Ollama, 2025b). Nesta secção serão apresentadas as tecnologias exploradas que permitem tirar proveito de LLMs e utilizá-los em contextos de desenvolvimento de software.

#### Hugging Face

A Hugging Face é uma plataforma de referência no domínio da inteligência artificial, especialmente no campo de PLN (Hugging Face, 2025b). Esta plataforma oferece um ecossistema vasto de modelos pré-treinados, ferramentas e bibliotecas open-source, *fine-tuning* e utilização de modelos de linguagem de última geração. Através do repositório Hugging Face Hub, torna-se possível explorar milhares de modelos desenvolvidos por investigadores e organizações de todo o mundo, abrangendo tarefas como classificação de texto, sumarização, tradução, geração de texto, entre outras. Na Figura 7 é apresentado um exemplo de um modelo disponível no website da Hugging Face:

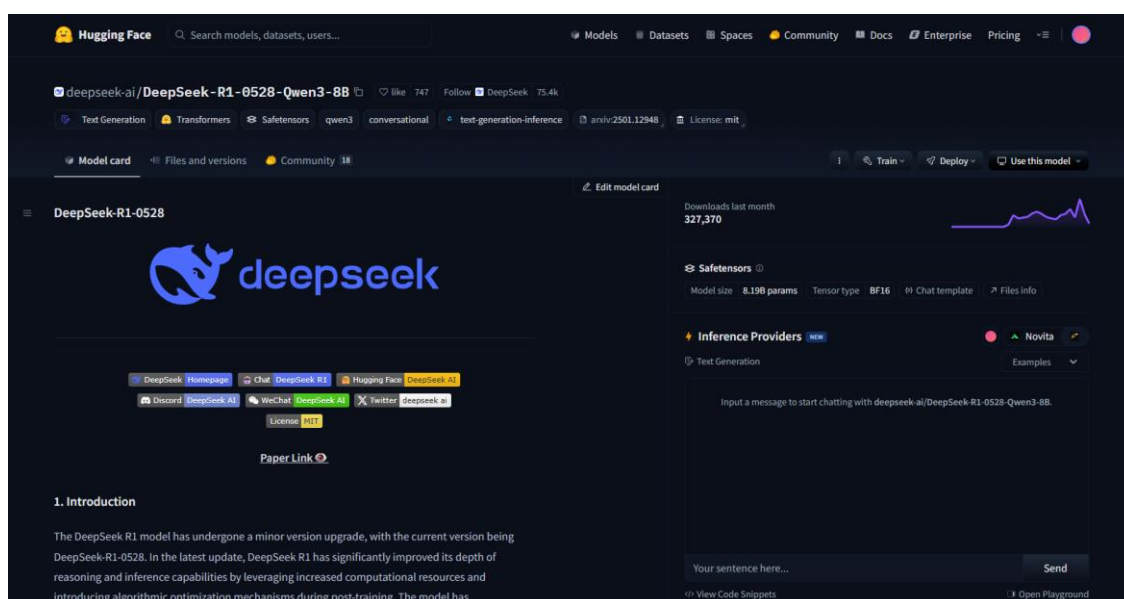


Figura 7 – Página do modelo DeepSeek-R1 de 8 bilhões parâmetros no Hugging Face (Hugging Face, 2025a)

A Hugging Face permite aos utilizadores descarregarem e executarem modelos localmente, promovendo a autonomia e controlo sobre os dados, algo particularmente relevante em contextos que exigem privacidade. Adicionalmente, a comunidade ativa e a documentação detalhada tornam esta plataforma especialmente atrativa para experimentação e desenvolvimento de soluções baseadas em LLMs (Hugging Face, 2025c).

### API da OpenAI

A API da OpenAI é uma das interfaces mais amplamente utilizadas para aceder a LLMs como o GPT-3.5 e o GPT-4 (OpenAI, 2025b). Esta API permite realizar tarefas avançadas de compreensão e geração de linguagem natural através de chamadas HTTP simples, integrando-se facilmente em diversas aplicações (OpenAI, 2025a). A abstração oferecida pela API possibilita uma **interação eficiente com modelos de elevados parâmetros sem o requisito de hardware local**, acelerando a experimentação e implementação e validação de tarefas como extração de argumentos, identificação de motivações, classificação semântica (OpenAI, 2025b).

Esta abordagem está associada a um custo de serviço (OpenAI, 2025c), onde se pagam, consoante o modelo utilizado, os tokens de input para o modelo e os tokens de output provenientes do modelo em si (demonstrado na tabela de preços na Figura 8).

# Pricing

## Latest models

New: Save on synchronous requests with [flex processing](#).

Text tokens Price per 1M tokens ·  Batch API price

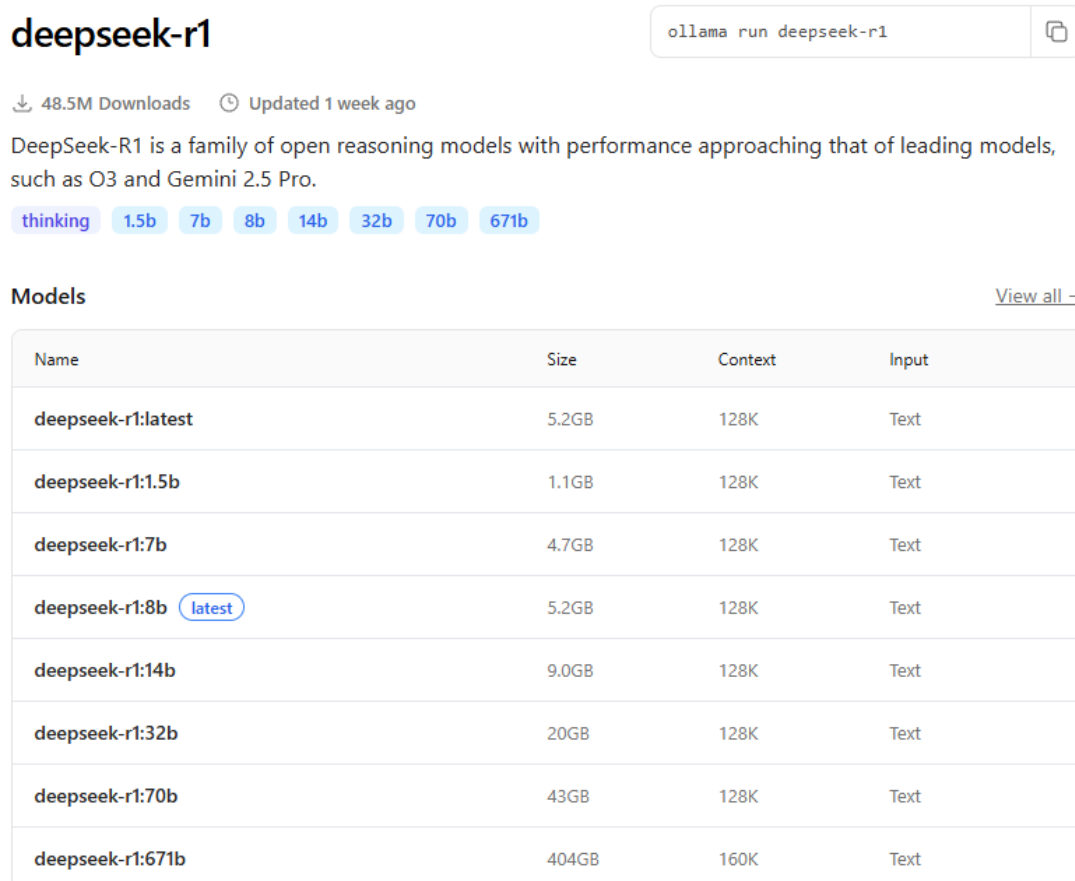
Model	Input	Cached input	Output
<b>gpt-4.1</b> ↳ gpt-4.1-2025-04-14	\$2.00	\$0.50	\$8.00
<b>gpt-4.1-mini</b> ↳ gpt-4.1-mini-2025-04-14	\$0.40	\$0.10	\$1.60
<b>gpt-4.1-nano</b> ↳ gpt-4.1-nano-2025-04-14	\$0.10	\$0.025	\$0.40
<b>gpt-4.5-preview</b> ↳ gpt-4.5-preview-2025-02-27	\$75.00	\$37.50	\$150.00
<b>gpt-4o</b> ↳ gpt-4o-2024-08-06	\$2.50	\$1.25	\$10.00
<b>gpt-4o-audio-preview</b> ↳ gpt-4o-audio-preview-2024-12-17	\$2.50	-	\$10.00
<b>gpt-4o-realtime-preview</b> ↳ gpt-4o-realtime-preview-2024-12-17	\$5.00	\$2.50	\$20.00
<b>gpt-4o-mini</b> ↳ gpt-4o-mini-2024-07-18	\$0.15	\$0.075	\$0.60
<b>gpt-4o-mini-audio-preview</b> ↳ gpt-4o-mini-audio-preview-2024-12-17	\$0.15	-	\$0.60
<b>gpt-4o-mini-realtime-preview</b> ↳ gpt-4o-mini-realtime-preview-2024-12-17	\$0.60	\$0.30	\$2.40
<b>o1</b> ↳ o1-2024-12-17	\$15.00	\$7.50	\$60.00

Figura 8 – Excerto da tabela de preços dos modelos da OpenAI (OpenAI, 2025c)

## Ollama

O **Ollama** é uma ferramenta recente que permite correr LLMs localmente. Concebida para simplificar a execução de modelos como Llama, Mistral ou Gemma em ambientes locais (Ollama, 2025b), a ferramenta permite a gestão dos modelos com comandos diretos, permitindo carregar, executar e interagir com modelos através do terminal com poucos passos (Yang, 2025) (no estilo de um *package manager*). Esta abordagem contrasta com outras soluções como o Hugging Face, onde a gestão de modelos e os requisitos de configuração são geralmente mais

complexos. Na Figura 9, está apresentada um exemplo de uma tabela de um modelo disponível para utilização a partir do Ollama, inclusive as suas variações de parâmetros:



**deepseek-r1** `ollama run deepseek-r1`

48.5M Downloads Updated 1 week ago

DeepSeek-R1 is a family of open reasoning models with performance approaching that of leading models, such as O3 and Gemini 2.5 Pro.

thinking 1.5b 7b 8b 14b 32b 70b 671b

**Models** [View all →](#)

Name	Size	Context	Input
deepseek-r1:latest	5.2GB	128K	Text
deepseek-r1:1.5b	1.1GB	128K	Text
deepseek-r1:7b	4.7GB	128K	Text
deepseek-r1:8b <span>latest</span>	5.2GB	128K	Text
deepseek-r1:14b	9.0GB	128K	Text
deepseek-r1:32b	20GB	128K	Text
deepseek-r1:70b	43GB	128K	Text
deepseek-r1:671b	404GB	160K	Text

Figura 9 – Página do modelo DeepSeek-R1 incluído a lista das suas variações de parâmetros (Ollama, 2025a)

Como mencionado anteriormente, a possibilidade de correr vários modelos de diversos parâmetros localmente apresenta vantagens ao nível da **privacidade dos dados**, controlo sobre o ambiente de execução e eliminação de custos associados a APIs externas.

Assim, o Ollama representa uma opção promissora para contextos em que se procura **equilibrar independência tecnológica e facilidade de acesso a LLMs**, tornando-se uma ferramenta relevante no ecossistema atual de inteligência artificial generativa.

### 2.3.4 Bases de Dados Vetoriais

As bases de dados vetoriais (VecDBs) são sistemas especializados no armazenamento e gestão de dados representados em formatos vetoriais de alta dimensão. Ao contrário das bases de dados tradicionais, que lidam com dados estruturados, as VecDBs são otimizadas para manipular representações numéricas de dados não estruturados, como texto, imagens e áudio. Estas representações, frequentemente denominadas embeddings, capturam características semânticas dos dados, permitindo operações como busca por similaridade e agrupamento (Johnson et al., 2017).

A integração entre LLMs e VecDBs representa uma evolução significativa no tratamento de dados complexos e não estruturados, abordando limitações inerentes dos LLMs, como alucinações e esquecimento catastrófico. As VecDBs são capazes de armazenar e recuperar eficientemente representações vetoriais de alta dimensão, funcionando como memórias externas ou fontes de conhecimento adicionais para os LLMs. Este processo é ilustrado no paradigma de *Retrieval-Augmented Generation* (RAG), que combina a capacidade dos LLMs de interpretar contexto com a eficiência das VecDBs em buscas aproximadas por vizinhos mais próximos, otimizando a precisão e relevância das respostas geradas, como demonstrado na Figura 10. A combinação entre ambas as tecnologias também reduz custos operacionais ao diminuir a necessidade de chamadas frequentes a APIs de modelos *third-party*, e em simultâneo melhora a capacidade de adaptação em tempo real dos LLMs a dados dinâmicos (Jing et al., 2024). Este avanço abre portas para aplicações mais robustas e escaláveis, alinhadas aos desafios contemporâneos de processamento de dados em larga escala.

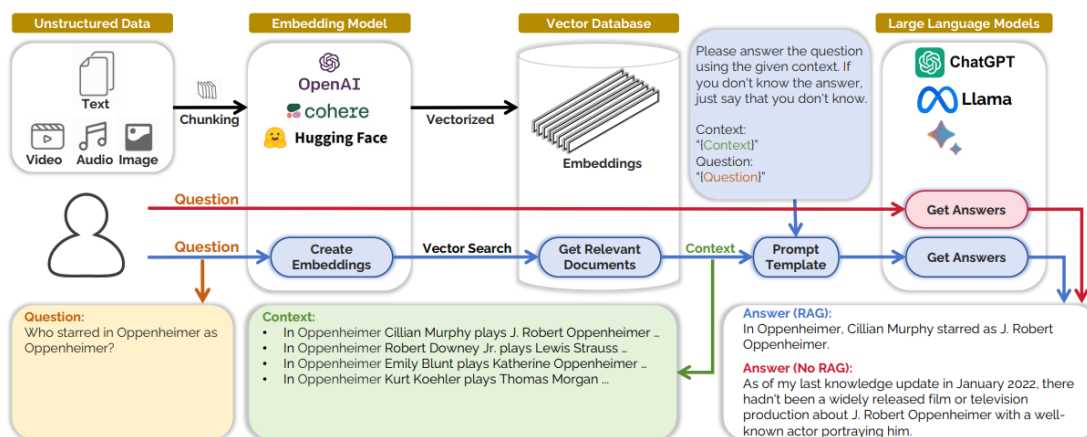


Figura 10 - Exemplo de utilização da framework RAG para a pesquisa de informação numa VecDB (Jing et al., 2024)

A integração de LLMs com bases de dados vetoriais em plataformas de *e-democracy* possibilita uma análise mais profunda das interações dos utilizadores. Os LLMs podem gerar embeddings que representam semanticamente as contribuições textuais dos participantes, que por sua vez são então armazenadas e geridas em bases de dados vetoriais, permitindo:

- **Análise de Similaridade:** Identificar contribuições com conteúdos ou motivações semelhantes, facilitando a deteção de grupos com interesses comuns.
- **Deteção de Tendências:** Monitorizar a evolução de temas e preocupações ao longo do tempo, auxiliando na compreensão das dinâmicas de discussão.
- **Personalização de Conteúdo:** Fornecer recomendações personalizadas aos utilizadores com base nas suas interações anteriores, promovendo um envolvimento mais significativo.

Desta forma, VecDBs demonstram ser uma boa abordagem para guardar, sintetizar e classificar argumentos políticos em relação entre eles mesmos, abrindo a possibilidade de classificar e posicionar um argumento face a uma discussão de um tópico democrático e facilitar a extração de tópicos argumentativos e também as motivações por detrás dos mesmos.

### 2.3.5 Grafos de Conhecimento

Grafos de conhecimento (Knowledge Graphs, ou KGs) são estruturas de dados que representam informações de forma semântica, organizando entidades e as suas relações num grafo. Cada nó num grafo de conhecimento representa uma entidade, como pessoas, objetos ou conceitos,

enquanto que as arestas representam as relações entre essas entidades (Ji et al., 2022; Stegeman, 2024). Este tipo de estrutura permite não apenas o armazenamento de dados, mas também a inferência de novas informações a partir de padrões identificados no grafo, como ilustrado na Figura 11:

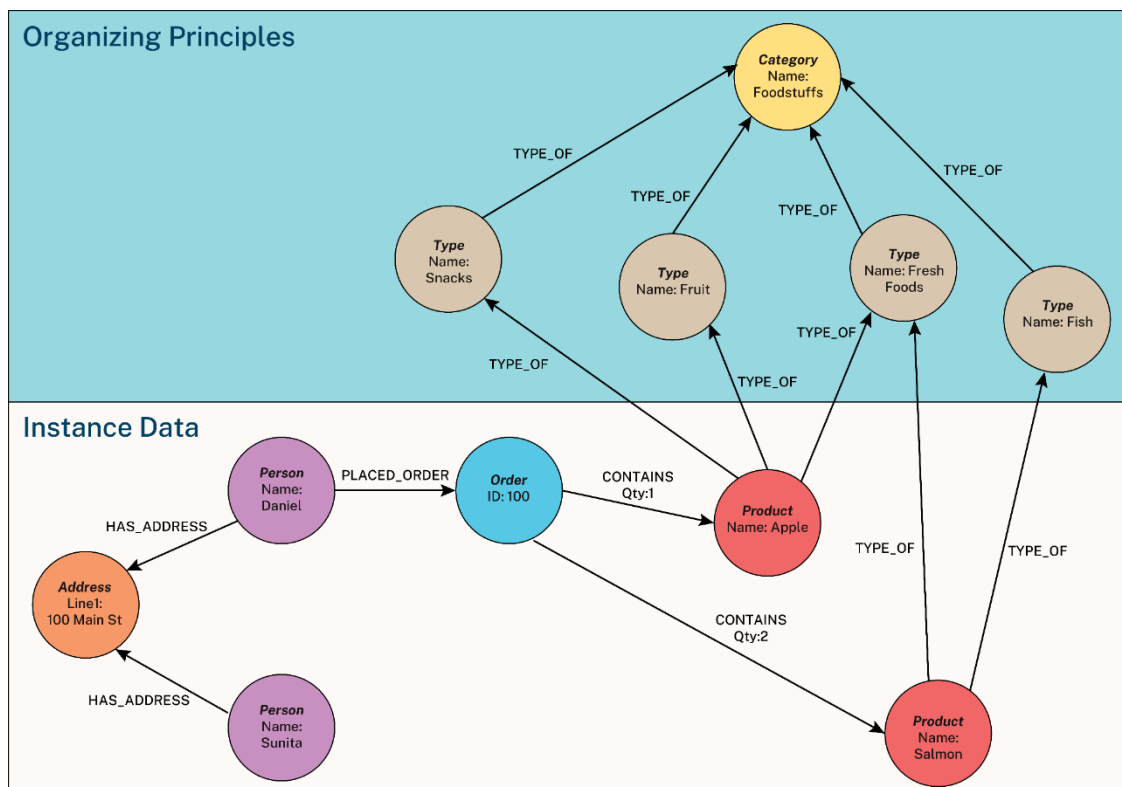


Figura 11 - Exemplo de um grafo de conhecimento (Stegeman, 2024)

A capacidade dos grafos de conhecimento em capturar relações semânticas é amplamente reconhecida como uma ferramenta poderosa para análise de dados complexos. Por exemplo, podem ser utilizados para contextualizar informações em sistemas de perguntas e respostas, motores de busca ou mesmo em plataformas de e-commerce, onde representam interações entre utilizadores, conforme reportado por Ehrlinger & Wöß (2016).

Uma das utilizações mais relevantes dos grafos de conhecimento é a extração de entidades e das suas relações a partir de textos não estruturados. Esta técnica é frequentemente utilizada para organizar informações dispersas em documentos, permitindo uma análise sistemática. Estudos como os de Ji et al. (2022) demonstram que técnicas de aprendizagem profunda aplicadas à construção de grafos de conhecimento melhoram significativamente a precisão na extração de entidades e relações a partir de textos não estruturados.

Em aplicações relacionadas com a análise de comentários em plataformas de *e-democracy*, grafos de conhecimento podem ser utilizados para modelar motivações dos utilizadores. Por exemplo, um grafo pode representar uma relação como: “Utilizador A quer maior transparência → propôs a medida X”. Esta abordagem permite compreender padrões comportamentais e rastrear as motivações subjacentes a determinadas ações. Segundo Abu-Salih et al. (2020), a utilização de embeddings de grafos de conhecimento no domínio político demonstrou eficácia na captura de relações complexas e na análise de dinâmicas sociais, o que sugere potencial para aplicações semelhantes em contextos de *e-democracy*.

LLMs como o GPT-4, oferecem uma oportunidade para combinar insights textuais com a estruturação semântica de grafos de conhecimento. LLMs podem ser utilizados para extrair informações textuais ricas e ambiguidades que, posteriormente, são refinadas e estruturadas em grafos. Por exemplo, a geração inicial de uma lista de entidades e relações por um LLM pode ser validada através de regras definidas em grafos de conhecimento. Trabalhos como os de Kau et al. (2024) exploram métodos híbridos onde LLMs e KGs trabalham em conjunto para melhorar a qualidade e consistência das inferências.

### **Neo4j**

Neo4j é uma ferramenta que suporta a criação e gestão de bases de dados na forma de grafos de conhecimento (Neo4j, 2025). Ao utilizar a linguagem de consulta Cypher (Figura 12), é possível visualizar o resultado de consultas complexas de forma declarativa, sendo particularmente eficaz na análise de padrões e na extração de relações significativas em dados interligados.

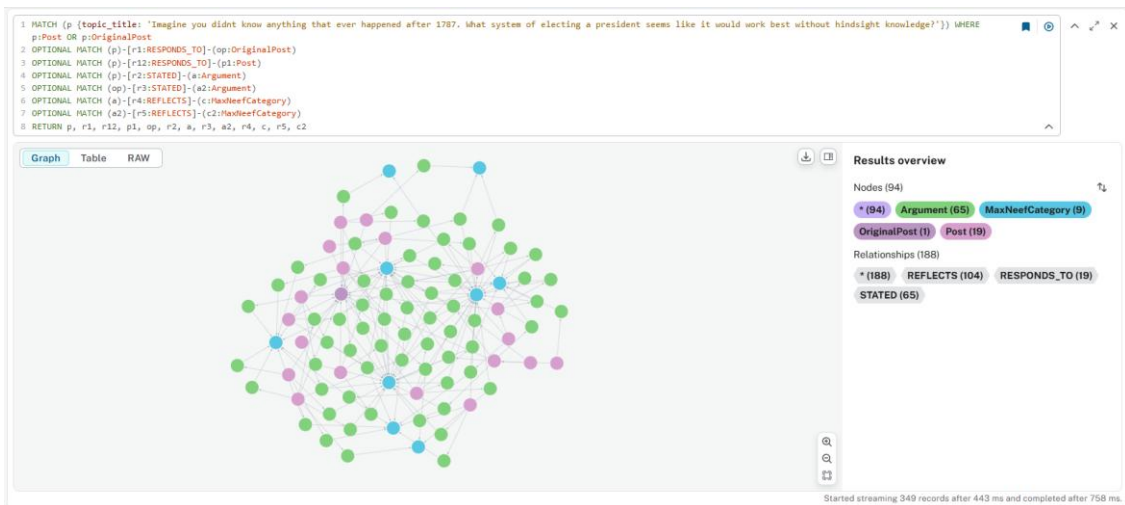


Figura 12 – Exemplo de uma query Cypher e resultado da sua execução na plataforma do Neo4j

O Neo4j oferece um ecossistema robusto que facilita a integração com ferramentas de visualização, análise semântica e machine learning (alexthomas93, 2025), tornando-se uma opção poderosa para projetos que requerem uma estrutura navegável e analítica de conhecimento.

Em suma, grafos de conhecimento oferecem um enquadramento flexível e poderoso para representar e analisar motivações subjacentes em plataformas de *e-democracy*. A integração com LLMs potencia ainda mais estas capacidades, abrindo caminhos para a exploração de relações complexas e emergentes em dados textuais.

## 2.4 Trabalhos Chave

A compreensão das motivações humanas expressas em linguagem natural é um desafio central em várias áreas da inteligência artificial, especialmente quando o objetivo passa por representar essas motivações de forma estruturada e semanticamente coerente. A presente secção analisa trabalhos que abordam esta questão sob diferentes perspetivas, com ênfase particular na extração semântica de conteúdo, na construção de grafos de conhecimento e na integração de modelos de linguagem de grande escala com estruturas simbólicas.

São apresentados estudos que propõem métodos de organização de informação em grafos para representar relações extraídas de texto, investigações sobre a identificação automática de

motivações e necessidades humanas em domínios diversos, e abordagens que articulam técnicas modernas de PLN com mecanismos de representação simbólica. Esta análise não só permite identificar os principais avanços metodológicos, como também destacar as limitações existentes, nomeadamente a falta de uma base teórica sólida para categorizar motivações em contextos mais abertos e deliberativos, como os da *e-democracy*.

#### **2.4.1 Grafos de Conhecimento**

De seguida, serão apresentados alguns trabalhos de relevância para o contexto desta dissertação relacionados com grafos de conhecimento.

##### **Extração e Organização Semântica com Grafos**

Um exemplo paradigmático de representação de informação sob o formato de grafos de conhecimento pode ser encontrado no trabalho de Ji et al. (2022), onde os autores propuseram um sistema que combina redes neuronais com grafos de conhecimento para melhorar a extração de entidades e relações em grandes volumes de texto. O sistema recorre a embeddings de grafos para representar as entidades e os seus contextos semânticos, permitindo capturar nuances linguísticas e relações implícitas de forma mais eficaz. Esta integração facilita a organização semântica da informação, melhorando tarefas como a resposta automática a perguntas e a sumarização de texto.

##### **Aplicações Sociais e Políticas**

Para além de aplicações técnicas, os grafos de conhecimento têm sido também explorados no âmbito da análise social e política. O estudo de Abu-Salih et al., (2020) investigou o uso destas estruturas na modelação de interações em comunidades online, com foco na identificação de padrões de relacionamento e motivações subjacentes à participação cívica. Através da análise de redes semânticas derivadas de interações discursivas, os autores conseguiram evidenciar estruturas de influência, afinidades ideológicas e dinâmicas de polarização em contextos digitais. Estes resultados sugerem que os grafos de conhecimento podem contribuir significativamente para a compreensão das relações sociais e das dinâmicas motivacionais que moldam o discurso público.

## **Integração de Modelos de Linguagem de Grande Escala com Grafos de Conhecimento**

Mais recentemente, tem-se assistido a uma convergência entre LLMs e grafos de conhecimento. O trabalho de Kau et al. (2024) exemplifica esta tendência ao propor um modelo híbrido em que LLMs são utilizados para interpretar e extrair relações a partir de texto não estruturado, enquanto os grafos de conhecimento são empregues para validar, refinar e estruturar essas relações. Esta abordagem mostrou ganhos significativos em termos de precisão das inferências e robustez dos resultados, ao conjugar a flexibilidade dos LLMs com a fiabilidade semântica dos grafos. Esta integração evidencia o potencial de sinergia entre LLMs e estruturas simbólicas, abrindo caminho para aplicações mais fiáveis e explicáveis no domínio do PLN.

### **2.4.2 Extração de Argumentos, Motivações e Necessidades com Processamento de Linguagem Natural**

A identificação de motivações humanas subjacentes a enunciados em linguagem natural constitui um desafio central no âmbito do PLN. Apesar de se tratar de um domínio altamente complexo e multidimensional, diversas abordagens têm vindo a ser desenvolvidas com o objetivo de inferir necessidades, intenções ou causas implícitas a partir de texto. Estas abordagens distinguem-se não apenas pelos métodos utilizados, mas também pelos contextos de aplicação e pelas bases teóricas — ou ausência delas — que sustentam a classificação motivacional.

#### **Domínio Clínico e Saúde Pública**

Um exemplo representativo deste esforço encontra-se no trabalho de Gray et al. (2023), que aplicou técnicas de PLN para identificar automaticamente necessidades sociais relevantes em registos clínicos eletrónicos. O estudo focou-se em três categorias de necessidades específicas: instabilidade habitacional, insegurança alimentar e problemas de transporte. A escolha destas categorias deveu-se à sua elevada prevalência, impacto documentado na saúde pública e viabilidade de identificação através de métodos baseados em léxicos e regras manuais. Apesar da eficácia demonstrada, esta abordagem não recorreu a um modelo teórico de necessidades humanas, optando antes por uma categorização pragmática e orientada para o domínio. Tal opção limita a generalização dos resultados e a sua aplicabilidade a outros contextos discursivos, nomeadamente fora da área da saúde.

## **Mapeamento entre Motivações, Ações e Emoções**

Em contextos menos técnicos e mais ligados à cognição e à narrativa, têm emergido propostas que procuram capturar a relação entre motivações, emoções e ações. O trabalho de Xie et al. (2022), por exemplo, introduziu o modelo COMMA (**C**ognitive **F**ramework of **H**uman **A**ctivities), onde são exploradas e interligadas três tarefas fundamentais: compreensão de emoções, compreensão de motivações e previsão de ações, tendo como base teórica a hierarquia de necessidades de Maslow. Utilizando dados do corpus Story Commonsense (Rashkin et al., 2018) e modelos de linguagem, os autores demonstram que é possível representar de forma estruturada as dinâmicas motivacionais em narrativas fictícias.

Adicionalmente, o trabalho de Yang (2024) propôs uma framework gráfica que permite extrair relações entre motivações, emoções e ações a partir de críticas e comentários online. Este sistema constrói automaticamente grafos que representam as dinâmicas motivacionais sem depender de dados anotados manualmente, revelando o potencial de escalar este tipo de análise para grandes volumes de texto. Contudo, é relevante mencionar que para reduzir a complexidade do problema explorado, os autores decidiram apenas focarem-se na necessidade de fisiológica de Maslow, mais precisamente a necessidade de alimentação.

Por fim, Vondrick et al. (2014) apresentaram uma perspectiva multimodal, explorando a inferência de motivações a partir de imagens. Embora a fonte primária de informação sejam dados visuais, os autores recorrem a descrições textuais como intermediário semântico, reforçando a ideia de que a linguagem pode servir como ponte entre ações observáveis e estados mentais subjacentes.

Apesar da diversidade de abordagens e da sofisticação técnica envolvida, um elemento comum entre estes estudos é a falta de ênfase nas fundamentações teóricas no que respeita à definição e categorização das motivações humanas. A presente dissertação propõe colmatar essa lacuna através da integração da teoria de Max-Neef como base conceptual para a classificação de motivações em contextos de participação cívica, promovendo uma leitura mais estruturada, interpretável e generalizável das necessidades humanas expressas em discurso argumentativo.

### 2.4.3 Lacunas Teóricas Identificadas

Apesar dos avanços significativos na aplicação de técnicas de PLN para a identificação de motivações humanas em texto, observa-se uma ausência de fundamentação teórica formal para orientar essa categorização. Embora vários estudos tenham demonstrado que é possível extrair motivações e estados mentais a partir de texto, as categorias utilizadas são frequentemente definidas de forma ad hoc ou orientadas por objetivos específicos de domínio (por exemplo, saúde pública ou narrativa ficcional (Gray et al., 2023)). Dentro dos trabalhos mencionados, apenas a investigação de Xie et al. (2022) tira proveito da hierarquia de necessidades de Maslow para guiar a extração de motivações.

Além disso, verifica-se uma tendência para aplicar estas abordagens a domínios fechados, como a saúde, a análise narrativa ou as revisões de produtos, onde os contextos discursivos são relativamente homogêneos e previsíveis. Nestes cenários, é possível obter bons resultados com regras heurísticas ou modelos supervisionados treinados em dados específicos. No entanto, estas soluções mostram-se pouco adequadas para contextos mais abertos e heterogêneos, como os debates públicos online ou as plataformas de deliberação cívica, onde os discursos são mais variados, as motivações frequentemente implícitas e a linguagem altamente contextual. Falta, nestes trabalhos, uma preocupação com a adaptabilidade e robustez dos modelos a ambientes mais caóticos e imprevisíveis, como aqueles que caracterizam as práticas de *e-democracy* e ambientes de discussão política na internet.

A presente dissertação propõe um contributo original ao introduzir uma teoria de necessidades humanas como estrutura conceptual para a categorização de motivações em textos argumentativos. Esta abordagem distingue-se por aplicar este modelo a contextos de deliberação cívica e democrática, ainda pouco explorados na literatura. Para além disso, articula esta fundamentação teórica com técnicas atuais de PLN, através da utilização de modelos de linguagem e grafos de conhecimento, permitindo uma representação estruturada, escalável e semanticamente rica das necessidades humanas expressas em ambientes digitais de participação.

## **3 Desenho e Metodologia de Desenvolvimento**

Este capítulo descreve a abordagem metodológica adotada para conceber uma solução capaz de identificar e representar motivações humanas em discussões de larga escala, com base na extração automática de argumentos e na categorização segundo a teoria de Max-Neef. A solução foi desenhada para responder aos desafios identificados no estado da arte, nomeadamente a ausência de estruturas teóricas robustas para a análise motivacional e a necessidade de representar relações complexas de forma semântica e navegável.

São aqui apresentados os principais componentes conceptuais da solução, incluindo a arquitetura geral do sistema, a estratégia de categorização motivacional, a abordagem semântica de extração e a estrutura de representação em grafo. A descrição foca-se nas decisões metodológicas tomadas durante o planeamento e desenho do sistema, servindo de base à sua implementação prática detalhada no capítulo seguinte.

### **3.1 Enquadramento do Problema e Visão Geral da Solução**

Em contextos de participação democrática digital, os cidadãos expressam as suas opiniões através de comentários que, para além de argumentos explícitos, refletem também motivações individuais muitas vezes implícitas. A elevada escala e heterogeneidade desses contributos torna impraticável a sua análise manual, levantando a necessidade de soluções automatizadas

que consigam identificar não apenas os argumentos, mas também as necessidades humanas que os sustentam.

A literatura existente apresenta diversos métodos de extração de informação motivacional a partir de texto, mas carece, de forma geral, de uma estrutura teórica coerente para categorizar essas motivações. Adicionalmente, observa-se uma ausência de soluções que representem de forma estruturada e interpretável o conjunto de argumentos e motivações expressas em interações discursivas online, sobretudo em contextos cívicos e deliberativos.

A solução proposta nesta dissertação visa preencher estas lacunas através da construção de uma estrutura de análise baseada em técnicas de engenharia de *prompt*, que torne possível inculcir o processo de extração e categorização de argumentos e motivações a LLMs, com base num modelo teórico de necessidades humanas. O sistema parte da recolha de comentários de uma thread do Reddit e extrai, para cada intervenção, os argumentos presentes e as motivações subjacentes, posteriormente categorizadas segundo a taxonomia proposta por Max-Neef. Essas motivações são agregadas por categoria e representadas num grafo de conhecimento, permitindo uma leitura estruturada das principais preocupações expressas pelos participantes. Adicionalmente, é considerada uma abordagem automática para avaliar os resultados obtidos pelos modelos.

## 3.2 Requisitos Funcionais e Não Funcionais

Os requisitos são elementos essenciais para o desenvolvimento e implementação bem-sucedidos de qualquer software, uma vez que definem os critérios de desempenho, confiabilidade, segurança e usabilidade. Neste capítulo irão ser descritos os requisitos funcionais e não funcionais da solução. A análise destes requisitos será feita de acordo com o modelo FURPS+.

### 3.2.1 FURPS +

FURPS+ é um acrónimo que representa um modelo usado para a classificação de requisitos de um programa de software. Na visão de (Grady & Caswell, 1987), podemos dividir cada letra do acrónimo para um dos dois requisitos: as **F**uncionalidades equivalem aos requisitos funcionais, a **U**sabilidade, confiabilidade (*Reliability*), desempenho (*Performance*) e **S**uportabilidade

remetente ao software para os requisitos não funcionais. Adicionalmente, para o caractere + em **FURPS+**, que categoriza outros requisitos não funcionais relacionados com restrições do *software* e de *hardware*, que não estavam incluídos no primeiro modelo de FURPS.

A seguir, explica-se a área abrangente a cada categoria representada no modelo FURPS+, de acordo com (Grady & Caswell, 1987):

- **Funcionalidade** (*functionality*): Engloba todos os requisitos funcionais. Normalmente representam as funcionalidades principais do *software*.
- **Usabilidade** (*usability*): Requisitos remetentes à acessibilidade, interface e decisões estéticas da componente interativa do *software*.
- **Confiabilidade** (*reliability*): Inclui a disponibilidade do serviço, recuperação em caso de falha e certidão das funcionalidades do *software*.
- **Desempenho** (*performance*): Requisitos remetentes ao desempenho do sistema, tais como a velocidade de resposta e utilização de recursos.
- **Suporte** (*supportability*): Engloba os a manutenção, testabilidade, escalabilidade e outros requisitos que descrevem o suporte dado ao *software*.

Adicionalmente, pode-se contar também com mais requisitos pertencentes à categoria "+":

- **Restrições de design:** Requisitos relacionados com o design do projeto, como por exemplo a implementação de uma base de dados relacional
- **Restrições de implementação:** Requisitos relacionados com as restrições remetentes ao código ou construção da aplicação, como a linguagem usada ou plataforma
- **Restrições de interface:** Requerimentos para interagir com itens externos à aplicação
- **Restrições físicas:** Restrições relacionadas com o *hardware* necessário para suportar a aplicação

### 3.2.2 Requisitos Funcionais

Os requisitos funcionais definem as funcionalidades específicas que a aplicação deve possuir para atender às necessidades dos utilizadores, descrevendo o comportamento e capacidades do sistema. Seguem aqui os requisitos funcionais:

- A solução deve ser capaz de extrair argumentos a partir de texto de linguagem natural sob o formato de comentários ou opiniões políticas
- A solução deve ser capaz de extrair motivações a partir de texto representativo de argumentos
- A solução deve ser capaz de categorizar as motivações de acordo com uma teoria de necessidades fundamentada por estudos na área da psicologia
- A solução deve ser capaz de armazenar as extrações efetuadas sob uma forma semântica, sob o formato de informação trabalhável
- Interface de exploração de resultados
- A solução deve alavancar um mecanismo de autoavaliação

Os 5 primeiros requisitos vão de encontro ao propósito e à funcionalidade básica da solução desenvolvida. O último requisito foi pensado de modo a ter uma validação automática dos resultados, de modo a auxiliar na compreensão e na confiabilidade das extrações obtidas. Isto é importante não só para encaminhar os DMs a uma decisão final, mas também dado à quantidade de extrações e dados criados automaticamente, sendo difícil validar cada um de uma forma não autónoma.

### 3.2.3 Requisitos Não Funcionais

Os requisitos não funcionais dizem respeito a aspetos do sistema que não estão diretamente relacionados às funcionalidades, mas são importantes para garantir a qualidade do produto final. Na Tabela 1 estão assinalados os requisitos não funcionais da solução:

Tabela 1 – Requisitos Não Funcionais

<b>Categoria</b>	<b>Requisito Funcional</b>
Desempenho	<ul style="list-style-type: none"><li>• Para conteúdo de cerca de 30 comentários por volta de 2 a 3 parágrafos cada, a solução não deve demorar</li></ul>

	<p>mais do que 20 minutos a extrair os argumentos e as motivações</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• A solução deve ser otimizada ao ponto de não consumir substancialmente mais recursos computacionais do que o necessário</li> <li>• A solução deve ser desenvolvida de uma forma modular, de modo a possibilitar a substituição de componentes sem impacto no resto do sistema</li> </ul>
Usabilidade	<ul style="list-style-type: none"> <li>• A solução deve gerar dados capazes de auxiliar a tomada de decisão, eventualmente explorados numa interface</li> <li>• Esta interface deve ser simples e intuitiva, de modo a acomodar DMs sem experiência em IA ou qualquer tipo de engenharia de software</li> </ul>
Confiabilidade	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Confiabilidade na utilização dos modelos</li> <li>• Processo determinístico na extração e visualização dos dados e na avaliação das extrações</li> <li>• Resultados de avaliação guardados de forma consistente (JSON)</li> <li>• Resultados das extrações a serem guardados numa base de dados acessível remotamente, por serviço cloud</li> </ul>
Suporte	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Código modular, substituição fácil de componentes, fontes de dados ou regras de avaliação</li> </ul>
Restrições de Implementação	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Solução a ser desenvolvida em Python</li> </ul>
Restrições de Design	<ul style="list-style-type: none"> <li>• A solução deve recorrer a LLMs</li> </ul>
Restrições de Físicas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Caso se usem modelos locais, o tipo de hardware deve ser tido em consideração, uma vez que impacta diretamente a qualidade e tempos de resposta das extrações</li> </ul>

### 3.3 Arquitetura do Sistema

O desenvolvimento da solução foi conduzido através de um processo exploratório e iterativo, marcado por sucessivos ciclos de experimentação, avaliação e reformulação de módulos funcionais.

Num primeiro momento, foi necessário idealizar a estrutura geral da pipeline a desenvolver. Desde muito cedo se concebeu uma ideia de uma pipeline modular, onde cada módulo funciona numa ideologia de input/output. Esta abordagem foi adequada para o desenvolvimento do projeto, sendo que mantia a coerência da pipeline caso uma funcionalidade fosse alterada ou várias funcionalidades fossem desenvolvidas simultaneamente.

A solução desenvolvida organiza-se como uma pipeline modular de análise e representação de motivações humanas em discussões online. Cada módulo corresponde a uma fase distinta do processo de extração, categorização e interpretação dos dados discursivos. A arquitetura conceptual foi desenhada com o objetivo de garantir flexibilidade, reutilização e clareza na passagem de informação entre etapas, permitindo a sua adaptação a diferentes conjuntos de dados e modelos. Na Figura 13 está representada a estrutura conceptual da pipeline:

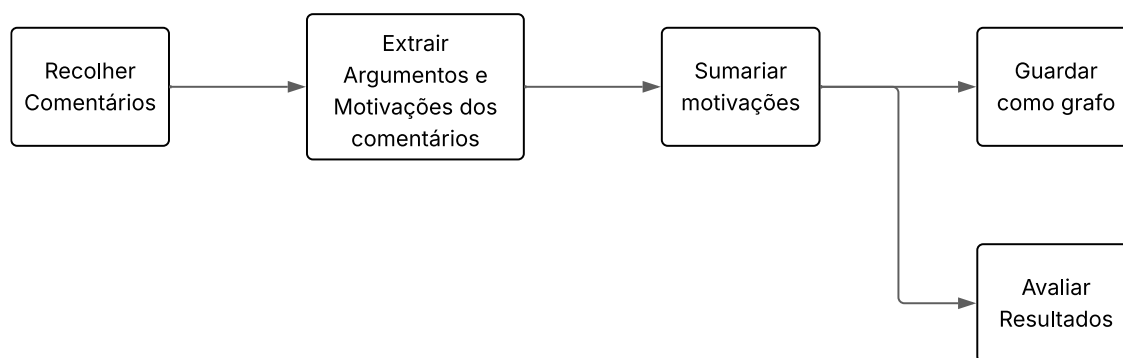


Figura 13 – Diagrama Conceptual da Pipeline

A partir desta estrutura, 3 funcionalidades principais foram isoladas:

1. Recolha de dados a partir de plataformas de discussão política
2. Extração de argumentos e motivações a partir desses dados com base em LLMs (locais e remotas)
3. Armazenamento da informação na forma de um grafo de conhecimento

Adicionalmente, para interagir com a informação recolhida foi ponderada uma abordagem que permitisse a visualização da informação recolhida numa interface gráfica.

De modo a alcançar a versão final da pipeline de extração, múltiplas alternativas foram exploradas para obter resultados de qualidade em tempos de execução adequados. Eventualmente, foram também concebidas funcionalidades incrementais que adicionaram valor à solução final. Essas funcionalidades, que irão ser explicadas posteriormente, consistem em:

1. Sumariar as motivações de modo a tornar a solução final mais útil no processo de tomada de decisão
2. Avaliar os resultados obtidos das extrações

A partir destas considerações, é possível desenhar um diagrama de componentes com as principais interações entre os módulos, representado na Figura 14:

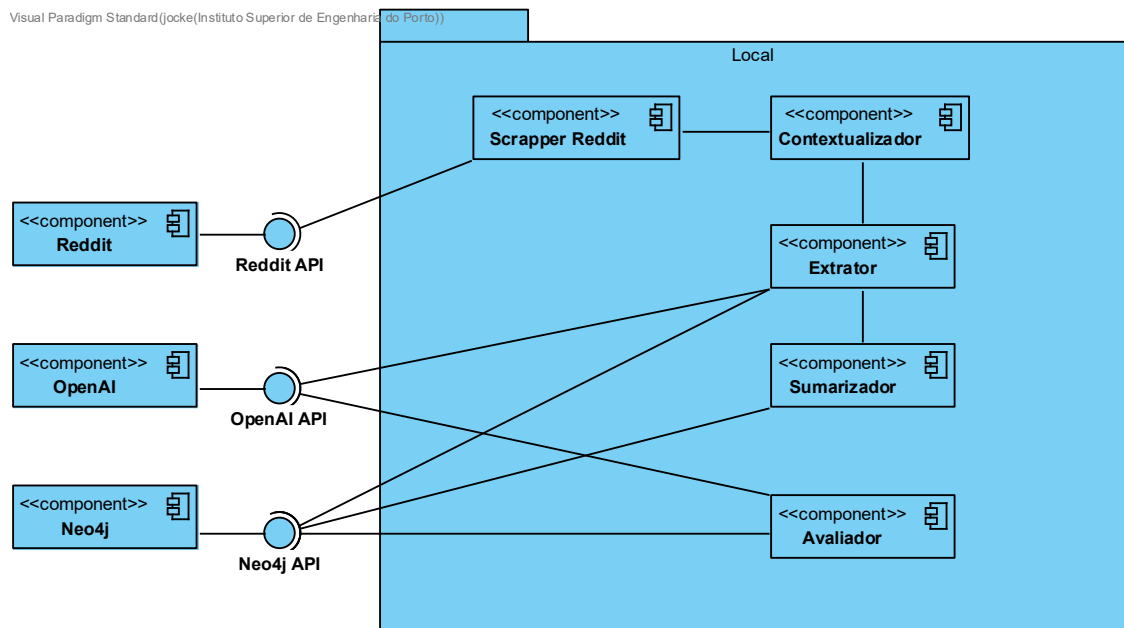


Figura 14 - Diagrama de componentes da solução final

### 3.4 Modelo de Categorização Motivacional

A identificação e categorização de motivações humanas a partir de argumentos textuais levou assim à adoção de um modelo teórico que permitisse estruturar essas motivações de forma coerente, interpretável e aplicável a diferentes domínios discursivos, evitando abordagens de caracterização ad-hoc. Neste projeto, optou-se pela utilização da teoria das necessidades humanas fundamentais proposta por Manfred Max-Neef (Max-Neef et al., 1989), dada a sua abrangência conceptual, natureza não hierárquica e flexibilidade de aplicação.

Como referido anteriormente, ao contrário de modelos hierárquicos como o de Maslow, a proposta de Max-Neef caracteriza-se por apresentar um conjunto de nove necessidades humanas fundamentais — tais como subsistência, proteção, afeto, participação ou liberdade — que são consideradas simultaneamente presentes e interdependentes. Esta abordagem revela-se particularmente adequada para a análise e categorização de discurso em contextos de deliberação pública, onde os argumentos frequentemente expressam múltiplas dimensões de necessidade que não se organizam de forma linear.

Com a finalidade de aplicar o modelo ao processo de categorização a partir de comentários, foram utilizadas diretamente as nove categorias propostas pelo autor, sem fusão, simplificação ou reformulação. Esta decisão teve como objetivo preservar a riqueza conceptual do modelo e assegurar a consistência semântica entre as motivações extraídas e a teoria de base. Os argumentos identificados nos comentários foram assim analisados com o objetivo de inferir a(s) necessidade(s) que melhor justificariam a sua formulação, sendo as motivações associadas às categorias correspondentes.

A adequação da teoria de Max-Neef ao contexto da *e-democracy* assenta na sua natureza transversal e na capacidade de captar não apenas interesses materiais (como segurança ou subsistência), mas também dimensões relacionais e existenciais frequentemente presentes em discursos públicos — como identidade, participação ou criação. Esta versatilidade conceptual permite aplicar o modelo a contextos altamente heterogéneos, como os que caracterizam plataformas de deliberação digital, onde as motivações dos cidadãos variam em função de experiências, valores e circunstâncias distintas.

### 3.5 Abordagem para Extração, Avaliação e Categorização Semântica

A extração automatizada de significado em linguagem natural requer estratégias que consigam lidar com a diversidade linguística e semântica dos contributos produzidos em fóruns de discussão online. No contexto deste projeto, a análise semântica dos comentários foi organizada em dois níveis complementares: a identificação de argumentos expressos pelos utilizadores e a extração das motivações subjacentes a esses argumentos.

Para a obtenção de dados para explorar a extração de argumentos e motivações de discussões políticas, optou-se por recorrer à plataforma Reddit. Esta decisão justificou-se por razões de acessibilidade técnica e viabilidade prática. Embora plataformas como o portal europeu *Have Your Say*<sup>7</sup> ou o *PoliticsForum.org*<sup>8</sup> apresentem conteúdos altamente relevantes no contexto da deliberação cívica, ambas colocaram limitações significativas à recolha automatizada de dados. Até à data, o portal *Have Your Say* não disponibiliza uma API pública nem oferece suporte técnico estruturado para acesso programático ao seu conteúdo, o que inviabiliza a extração sistemática de discussões em larga escala. Já o Politics Forum, para além de também não disponibilizar uma API pública, implementa mecanismos de segurança baseados em CAPTCHAs que dificultam a navegação automatizada, tornando o scraping instável e pouco fiável. Em contraste, o Reddit disponibiliza uma API robusta e uma grande variedade de discussões públicas sobre temas políticos e sociais, o que o torna particularmente adequado para a recolha de dados discursivos de forma consistente e reprodutível.

A abordagem de extração adotada baseou-se na utilização de LLMs, principalmente aplicados localmente através da plataforma Ollama (utilizando fundamentalmente modelos Llama e DeepSeek), com a opção de recorrer a modelos da API da OpenAI (gama GTP-4 e o4 Mini). A utilização de modelos a partir do Ollama revelou-se especialmente útil durante as fases iniciais de experimentação e de desenvolvimento de protótipos, permitindo testar classificações e respostas com modelos open-source de forma rápida e autónoma sem custos monetários adicionais.

Estes modelos foram configurados para operar de acordo com as instruções definidas através de um prompt, com técnicas de *few-shot learning*, onde são providenciados alguns exemplos

---

<sup>7</sup> [https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say_en)

<sup>8</sup> <https://www.politicsforum.org/forum/>

alvo do que as extrações devem ser. Esta abordagem permitiu guiar as extrações sem necessidade de treino adicional, tendo também sido motivada pela necessidade de flexibilidade e rapidez na adaptação a diferentes tipos de texto, bem como pela ausência de recursos computacionais e um conjunto de dados anotado suficientemente robusto que permitisse treinar modelos supervisionados.

No fim do desenvolvimento, acabou por se decidir separar as tarefas de extração de argumentos e de motivações, levando ao uso de dois prompts diferentes, ambos a seguir a lógica de *few-shot learning*. O argumento representa a posição discursiva explícita de um utilizador relativamente a um tópico, enquanto que a motivação corresponde à necessidade ou valor implícito que justifica essa posição e que cai sobre uma categoria de necessidade.

De forma semelhante, ao LLM validador é-lhe passado um prompt com o contexto da sua tarefa, e são definidos de uma forma clara os critérios a ser avaliados. Naturalmente, a única coisa que pode variar numa validação é o modelo, mantendo fixa o alvo a avaliar assim como a prompt usada. Isto deve-se ao objetivo de obter várias avaliações e de as comparar entre si, de modo a conseguir obter resultados comparativos entre avaliações que, apesar de não seguir nenhum critério avaliador teórico, fornecem autonomamente uma visão mais ampla vinda da opinião de modelos externos à extração.

### **3.6 Representação Estrutural do Conhecimento**

A representação do conteúdo argumentativo e motivacional extraído dos comentários foi concebida sob a forma de um grafo de conhecimento, com o objetivo de preservar e explicitar as relações semânticas entre os diferentes elementos do discurso. Esta abordagem permite organizar a informação de forma estruturada, navegável e interpretável, tornando possível a exploração de padrões de motivação, argumentos recorrentes e categorias predominantes numa discussão.

A estrutura do grafo foi desenhada de modo a refletir a hierarquia lógica e semântica dos elementos analisados. Na Figura 15 podemos ver a estrutura geral do grafo, que representa a cadeia de comentários da thread, extrações de argumentos e motivações, avaliações e sumarizações:

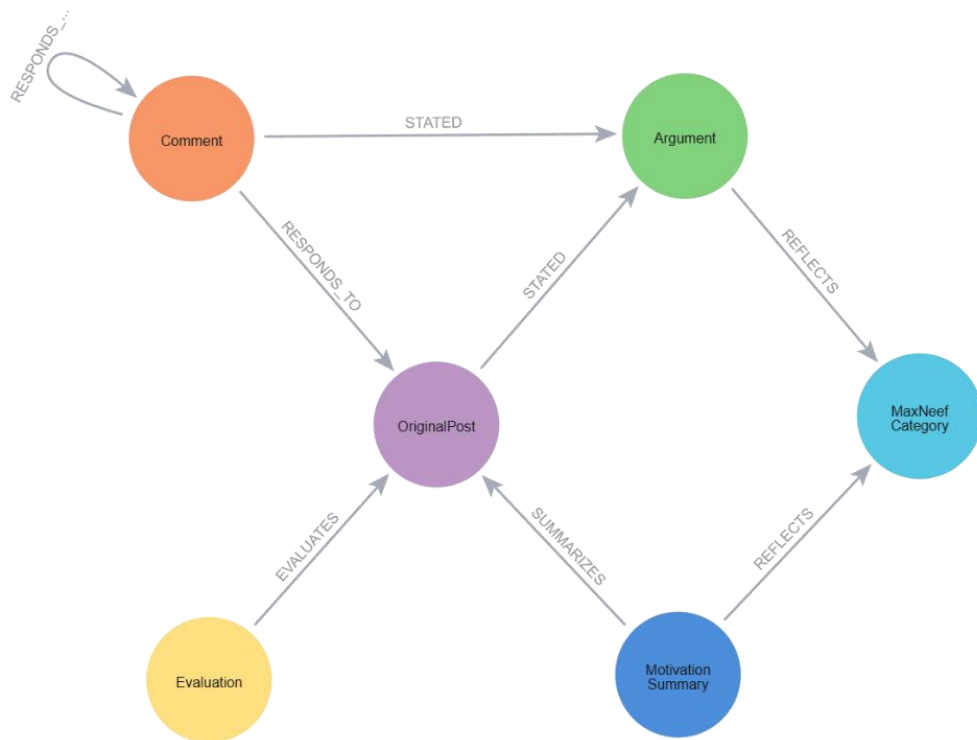


Figura 15 – Estrutura geral dos grafos gerados

No centro da estrutura encontra-se o nó OriginalPost, que representa o ponto de partida de cada thread, agregando o conteúdo do comentário inicial e funcionando como âncora temática para os restantes elementos. Os comentários associados à thread são representados por nós do tipo Comment, ligados ao OriginalPost através da relação RESPONDS\_TO.

Cada comentário com conteúdo argumentativo relevante está associado a um nó Argument, ligado ao respetivo Comment pela relação STATED. É relevante explicar que foi tomada a decisão de incluir as motivações extraídas no nó Argument, apos ter considerado um nó “Motivation” relacionado com o nó Argument, como explicado no próximo capítulo 4.

Os argumentos, por sua vez, são ligados a uma ou mais categorias do modelo de Max-Neef através da relação REFLECTS, permitindo identificar explicitamente a necessidade humana subjacente a cada enunciado/argumento. As categorias de Max-Neef são representadas por nós do tipo MaxNeefCategory, sendo reutilizadas em toda a base de dados como unidades ontológicas comuns.

Adicionalmente, o grafo inclui nós do tipo MotivationSummary, que agregam as motivações associadas a uma determinada categoria de Max-Neef no contexto de uma thread específica.

Estes nós estão ligados ao OriginalPost pela relação SUMMARIZES e à MaxNeefCategory correspondente pela relação REFLECTS, funcionando como uma forma de síntese interpretativa do conteúdo motivacional expressado por vários participantes.

Por fim, a estrutura contempla também nós do tipo Evaluation, que representam avaliações qualitativas e automáticas da qualidade das extrações feitas numa determinada thread. Estes nós estão ligados ao OriginalPost através da relação EVALUATES, permitindo associar métricas de desempenho ou anotações humanas ao conteúdo analisado.

A utilização de uma base de dados orientada a grafos, neste caso Neo4j, justificou-se pela necessidade de modelar relações complexas entre entidades e de permitir consultas semânticas expressivas. Ao contrário de estruturas tabulares ou documentais, os grafos oferecem uma forma natural de representar a eventual interdependência entre argumentos, motivações e categorias, além de facilitarem a visualização e a exploração interativa dos dados. Esta escolha contribuiu para a criação de uma estrutura de conhecimento transparente, extensível e adaptada à análise deliberativa em larga escala.

### **3.7 Exploração e Avaliação dos Resultados**

Para além da extração e estruturação de motivações, a solução desenvolvida contempla mecanismos para a exploração visual e avaliação sistemática dos resultados obtidos. Estes componentes foram concebidos com dois objetivos complementares: por um lado, facilitar a interpretação humana do conteúdo extraído, e por outro, permitir a comparação objetiva entre diferentes configurações ou modelos de processamento.

A exploração dos resultados é realizada através de uma interface visual desenvolvida com recurso à biblioteca Streamlit. Esta interface permite para cada tópico de discussão, visualizar os argumentos identificados e consultar as motivações associadas, agrupadas por categoria segundo o modelo de Max-Neef. A interface foi pensada para ser acessível a utilizadores não especializados em inteligência artificial ou desenvolvimento de software, com a finalidade de proporcionar uma perspetiva qualitativa sobre o conteúdo e os padrões discursivos presentes em cada discussão, com o intuito de simular uma ferramenta de apoio à análise deliberativa.

Em paralelo, a pipeline de avaliação automatizada das extrações tem como objetivo quantificar a qualidade dos argumentos e motivações produzidos pelo sistema. A avaliação baseia-se em critérios definidos manualmente, que incluem:

- A relevância e clareza do argumento ao refletir a opinião do autor
- A coerência e plausibilidade da motivação associada ao argumento
- A adequação da categoria atribuída à motivação, de acordo com as categorias de necessidade do modelo de Desenvolvimento à Escala Humana de Max-Neef.

Estes critérios foram introduzidos no formato de classificações quantitativas e qualitativas, sendo aplicados por LLMs configurados como avaliadores, quer localmente via Ollama, quer através da API da OpenAI.

A estratégia adotada combina, assim, métodos de avaliação qualitativa exploratória — suportada por interfaces visuais — com mecanismos de avaliação automatizada, permitindo nutrir robustez e utilidade da solução em diferentes cenários. Esta complementaridade entre análise e validação é essencial para garantir a utilidade prática do sistema e a confiança nos resultados gerados.



## 4 Implementação

Este capítulo descreve a concretização prática da solução concebida no capítulo anterior. Com base na arquitetura metodológica definida, foi desenvolvido um sistema modular que implementa todas as etapas da pipeline: desde a recolha de comentários em plataformas online, passando pela extração e categorização de argumentos e motivações, até à sua representação estruturada num grafo de conhecimento.

### 4.1 Planeamento de Implementação

A implementação da solução foi realizada em Python, mais concretamente num notebook de Jupyter, pela sua versatilidade no desenvolvimento de pipelines de processamento de linguagem natural e pela vasta disponibilidade de bibliotecas orientadas à manipulação de texto, construção de interfaces e integração com bases de dados. O ambiente de execução dos modelos baseou-se tanto em execução, como remota (utilizando a API da OpenAI). A aplicação foi desenvolvida com base nas seguintes tecnologias fundamentais:

- **Ollama**, utilizado para a execução local de modelos de linguagem. Esta plataforma permite o carregamento e execução de LLMs open source diretamente na máquina do utilizador, sem dependência de servidores externos. Esta abordagem foi inicialmente adotada por razões de controlo sobre os dados, experimentação e eliminação de custos associados à utilização de APIs remotas. Ao longo do projeto, diferentes modelos foram testados e substituídos de forma flexível através desta plataforma.

- **OpenAI API**, integrada como alternativa aos modelos locais, possibilitando o uso de modelos comerciais avançados mediante subscrição paga. Esta opção foi incorporada para permitir ao utilizador beneficiar de modelos com maior capacidade, especialmente em contextos onde o hardware não permite a execução local de modelos adequados. A seleção do modelo — local ou remoto — é feita de forma configurável, permitindo adaptar a pipeline às preferências e recursos disponíveis do utilizador.

- **Neo4j**, como base de dados orientada a grafos, foi utilizada para representar de forma estruturada as relações entre argumentos, motivações, categorias de Max-Neef e elementos da thread original. A escolha por uma base de dados de grafos justifica-se pela necessidade de modelar relações complexas entre entidades discursivas e permitir consultas semânticas expressivas.

Adicionalmente, foi utilizada uma biblioteca auxiliar com vista à integração eficiente entre os modelos de linguagem e os dados processados: LangChain, empregue na construção de “chains” de prompts e modelos, e no controlo do fluxo de diálogo entre as tecnologias mencionados anteriormente.

A seguinte Figura 16 ilustra sob a forma de um fluxograma, os principais processos incluídos na solução final da pipeline de extração de argumentos e motivações:

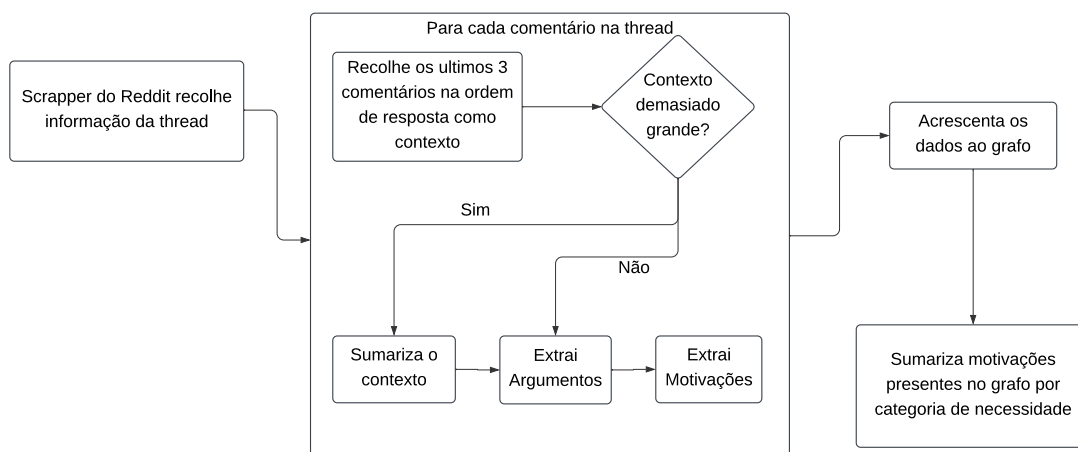


Figura 16 - Fluxograma dos principais processos da pipeline de extração

Nas seguintes secções, serão apresentadas e justificadas as principais decisões de implementação para cada processo, baseado no fluxograma anterior, mais a componente de

validação. Cada tópico será abordado de forma sequencial, seguindo a ordem de execução na pipeline.

## 4.2 Obtenção de Dados – Scraper

De modo a obter os dados para extração, foi tirado proveito do serviço de APIs disponibilizado pelo Reddit. Este serviço permite a um utilizador definir uma API pessoal utilizando as credenciais da sua conta (Figura 17). Com esta API, é possível recolher informação sobre uma thread, possibilitando a sua utilização no processo de extração.



Figura 17 – Serviço de APIs do Reddit

Para recolher os dados, é criada uma instância de um objeto scraper, fornecendo-lhe como parâmetro o url da thread a analisar. Após esta instanciação, a thread é guardada numa variável do objeto "comment\_tree" que, para cada comentário, contém o seu ID atribuído pelo Reddit, nome do utilizador anonimizado, comentários filho e comentários pai. Adicionalmente, para a thread original, são também incluídas as tags que o utilizador sinalizou para categorizar o tópico de discussão, como mostrado nas seguintes figuras (Figura 18 e Figura 19):

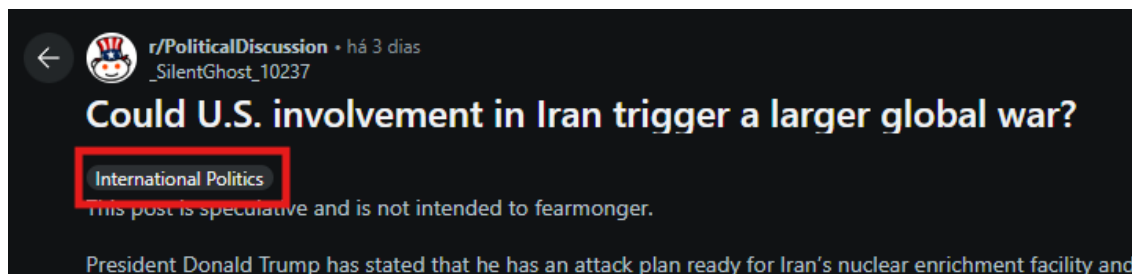


Figura 18 – Exemplo de tags para uma thread

```

self.comment_tree[self.root_id] = {
    "id": self.root_id,
    "title": titulo_op,
    "tags": [submission.link_flair_text] if submission.link_flair_text else [],
    "text": self.limpar_texto(submission.selftext),
    "author": op_author,
    "parent_id": None,
    "children": []
}

```

Figura 19 – Informação recolhida da API (Exemplo para um OriginalPost)

Após instanciado o scraper (Figura 20), obtém-se uma representação fiel e manipulável da thread de discussão e dos seus comentários, contendo apenas informação útil/relevante (Figura 21). É de notar que, com o intuito de obedecer ao RGPD, os usernames dos utilizadores utilizados foram anonimizados, sendo substituídos por “UserX” por questões de identificar comentários pertencentes ao mesmo indivíduo.

```

scraper = RedditThreadScraper(
    client_id=os.getenv("REDDIT_CLIENT_ID"),
    client_secret=os.getenv("REDDIT_CLIENT_SECRET"),
    user_agent="meu_bot_para_scraping"
)

thread_url = "https://www.reddit.com/r/EuropeanFederalists/comments/118f06x/europe_how_do_we_fight_back_against_the_housing/"

if scraper.build_comment_tree(thread_url):
    print(f"\nTítulo do OP: {scraper.comment_tree[scraper.root_id]['title']}\n")
    scraper.print_tree()

```

Figura 20 – Instanciação do Objeto Scraper

```

Título do OP: Europe How do we fight back against the housing speculation crisis?

→ User1: Hi everyone, a 30yearold from Poland here.

Im sure many of you across Europe are noticing the same, (Tags: Discussion)
↳ User2: My 2 cents tax short term renting Airbnb so high that it becomes unattractive and charge fines for u
↳ User3: Social housing, commie blocks might ugly but provide cheap housing for young people
  ↳ User1: I agree that social housing is a solution, but in Poland, were facing a challenge with the curren
  ↳ User3: Housing regulations are widely differing from state to state, also still there isnt a broad c
  ↳ User17: In our system, houses are stocks assets. This is because, at the end stage of capitalism, ev
  ↳ User15: I think housing cooperatives are a good solution. In East Germany many of the commie blocks are
  ↳ User16: AND prohibit people that own house from buying any apartment. They need to be for single peoples
    ↳ User3: I strongly disagree, we shouldnt ban anyone from doing anything, simply flood the market with
      ↳ User16: Flood the market? Its not a pen, its a house, a giant concrete structure. You cant flood
        ↳ User3: After the 1st and 2nd world war similar housing projects managed to do just that succ
          ↳ User16: You cant compare postwar to current times. Now investors swarm each and every ho
            ↳ User3: And that would just dry up developments and create a market crash.
              ↳ User16: Nope, that would build houses
                ↳ User3: Who would provide the money? Housing developments approach banks year
                  ↳ User16: Fuck all that, use state taxes and give apartments out with low
                    ↳ User10: A ban on corporate investors is better than yet again another state subsidy.
↳ User4: Unfortunately, I believe that this is not a solvable problem until the age crisis is over. Namely, t
↳ User5: Ban ownership of residential housing by investors. Nobody should be able to own more than one home t
↳ User6: lot of people talking about types of taxes here. but the best way to combat this is through a land v

```

Figura 21 – Estrutura da Thread Guardada no Programa

### 4.3 Contextualização – Recolha de Comentários Anteriores

De modo a enriquecer os resultados das extrações, decidiu-se passar ao modelo contexto do comentário a analisar. Naturalmente, quando o comentário em análise é o primeiro na thread, não há comentários a “níveis de resposta” superiores ao comentário em análise. Ou seja, o comentário dispensa de contextualização e o processamento do seu conteúdo juntamente com o título do tópico de discussão é suficiente para o modelo se conseguir posicionar face ao tema e proceder à extração com o contexto que necessita. O mesmo não se aplica no caso do comentário em análise se localizar a um “nível de resposta” mais profundo, onde o mesmo pode ser uma resposta a uma resposta, e assim recursivamente. Nestas situações, frequentemente se criam “subtópicos de discussão” a partir de uma tangente do tópico principal, levando a que, tanto um humano como um LLM não entenda o comentário na sua totalidade dado à falta de contextualização.

Para combater esta eventual falta de contextualização, foi incluído um passo de pré-processamento. Durante as fases iniciais de conceção do sistema, foi considerada a possibilidade de integrar uma abordagem baseada em técnicas de RAG com o objetivo de fornecer o contexto ao modelo. A utilização de RAG permitiria explorar técnicas de recuperação semântica para localizar excertos relevantes no grafo de conhecimento e, posteriormente, incorporar essa informação como contexto no prompt. No entanto, após uma análise mais

aprofundada, concluiu-se que a aplicação de RAG no presente projeto não se justificava. Técnicas de RAG são particularmente eficazes em cenários onde o conhecimento relevante se encontra disperso ou não diretamente acessível, exigindo mecanismos de recuperação baseados em semelhança semântica para identificar informação relacionada. No caso concreto deste projeto, a estrutura do grafo segue uma organização clara e previsível, em que os comentários são encadeados por relações explícitas de resposta (RESPONDS\_TO) e o contexto necessário para processar cada argumento está inteiramente disponível na base de dados. Os comentários são previamente recolhidos, ordenados e armazenados pelo scraper, sendo diretamente acessíveis sem necessidade de recuperação semântica adicional. Assim, a utilização de RAG seria redundante, uma vez que a informação contextual relevante já está estruturada e disponível na aplicação, podendo ser consultada de forma determinística e direta a partir das relações do grafo.

Com isto em consideração, desenvolveu-se a abordagem final, onde caso o comentário em análise seja uma resposta a outro, são recolhidos os N comentários anteriores nessa cadeia de resposta, identificados na variável `comment_tree`. Por predefinição, são recolhidos os 3 comentários anteriores, sendo depois utilizados como contexto na `prompt` utilizada pelos extratores.

Adicionalmente, caso o comentário recolhido exceda um número aproximado de tokens de texto — definido, por conveniência, como cerca de 150 tokens (ligeiramente maior que o tamanho deste parágrafo, aproximadamente) — é aplicado um modelo de linguagem com o objetivo de gerar um sumário do conteúdo. Esta operação visa reduzir a dimensão textual enviada para os extratores, evitando, assim, o aumento desnecessário do custo computacional. Esta prática é especialmente relevante quando se recorre a modelos disponibilizados através de serviços pagos, como a API da OpenAI, onde o custo está diretamente associado tanto aos tokens de input como aos de output. Para esta tarefa de sumarização foi utilizado um modelo local da Ollama, mais especificamente o Llama 3.1 de 8 biliões de parâmetros, justificado pelo seu equilíbrio de velocidade de sumarização e tamanho face ao hardware disponível.

Na seguinte Figura 22, é demonstrado um fluxograma da etapa de recolha de contexto, ilustrando a explicação deste capítulo, e na Figura 23 é demonstrada a instanciação do modelo e o `prompt` usado para sumariar:

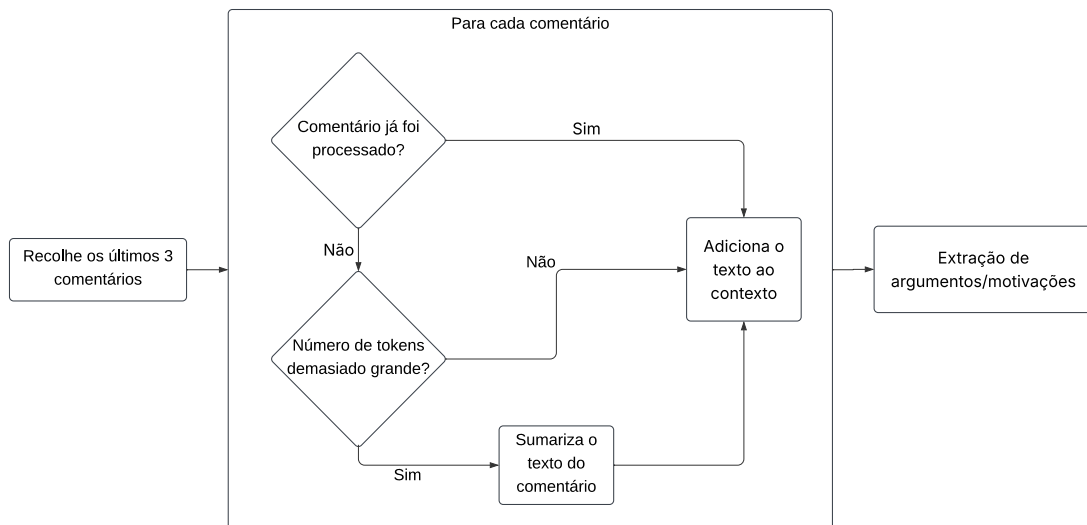


Figura 22 – Fluxograma do processo de contextualização

```

summarizer = ChatOllama(model="llama3.1")

prompt = f"""
Summarize the following post in a concise and informative way.
If you refer to the author, make sure you refer to them as 'an author of previous posts'.
Only keep what is essential to understand the point made, and return only the summary:

\"\"\"{texto}\"\"\"
"""
resumo = summarizer.invoke(prompt).content.strip()
  
```

Figura 23 – Modelo e Prompt Usado para Sumarização

## 4.4 Extrações dos Nós

Nesta secção é abordada a implementação das pipelines de extrações de argumentos e motivações. Sendo esta a principal funcionalidade da solução desenvolvida, ao longo do processo de experimentação foram usadas várias ferramentas e abordagens para alcançar os melhores resultados de extração. Esta experimentação foi baseada em tentativa e erro, sendo o objetivo final obter os argumentos e as suas motivações subjacentes com a melhor qualidade e fidelidade ao texto original possível, assim como o melhor tempo de resposta.

Devido à natureza de tentativa e erro, começou por se explorar a capacidade de extração de modelos a partir de hardware local, de modo a minimizar custos de chamadas à API da OpenAI.

No entanto, a maioria do desenvolvimento focou-se no cenário de utilização de modelos locais, uma vez que os resultados que se tinham vindo a obter com base no Ollama estavam a ser favoráveis em termos de qualidade de extração e de tempo de resposta, para modelos com tamanho adequado para o *hardware* disponível.

Inicialmente, foi utilizada a classe LLMGraphTransformer, da biblioteca langchain-experimental do LangChain, em conjunto com modelos locais. Esta classe atua como um *wrapper* para um LLM, permitindo extrair automaticamente entidades e relações a partir de texto em linguagem natural, que são depois representadas sob a forma de um grafo. O seu funcionamento baseia-se numa prompt pré-definida, que pode ser adaptada em função dos parâmetros passados no momento da instanciação do objeto. Esses parâmetros permitem configurar o tipo de nós e relações que podem ser extraídos, introduzindo restrições específicas na estrutura do grafo gerado.

No entanto, dado a dificuldades ao implementar contexto para cada comentário de uma forma versátil, a utilização do LLMGraphTransformer foi trocada por invocar diretamente o modelo com uma prompt original (que nesta fase do desenvolvimento era uma prompt que englobava a tarefa de extração de argumentos e extração e categorização de motivações, um protótipo simplificado da junção dos exemplos no Apêndice B1 – Prompt de Extração para Argumentos e definição de chain e Apêndice B2 – Prompt de Extração para Motivações e definição de chain). Isto deveu-se à diferença esmagadora entre os tempos de resposta e qualidade de extração entre as duas alternativas, onde invocar diretamente o modelo era muito mais rápido e gerava muitos mais argumentos e motivações do que utilizar o LLMGraphTransformer. Por exemplo, para o comentário “dummy” (presente no Apêndice A – Comentário artificial “dummy”) artificialmente construído, a abordagem com o Transformer demorou por volta de 1 minuto, enquanto que invocar diretamente o modelo demorou cerca de 6 segundos.

Para um outra thread real<sup>9</sup>, com 31 comentários para aquela data (alguns com bastante texto), o Transformer demorou 11 minutos, parando porque crashou com falta de memória virtual local, não processando todos os comentários. Os que foram processados apresentaram pouco

---

<sup>9</sup>

[https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1jrwfea/do\\_you\\_think\\_that\\_there\\_should\\_be\\_more\\_or\\_less](https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1jrwfea/do_you_think_that_there_should_be_more_or_less)

detalhe, onde à partida se esperava mais. Já a abordagem direta, demorou 5 minutos, processando todos os comentários e extraiu cerca de 10x mais argumentos e motivações.

As seguintes figuras são os resultados de cada abordagem. Na Figura 24 são mostrados os resultados a utilizar o LLMGraphTransformer, e a Figura 25 ilustra a invocação direta:

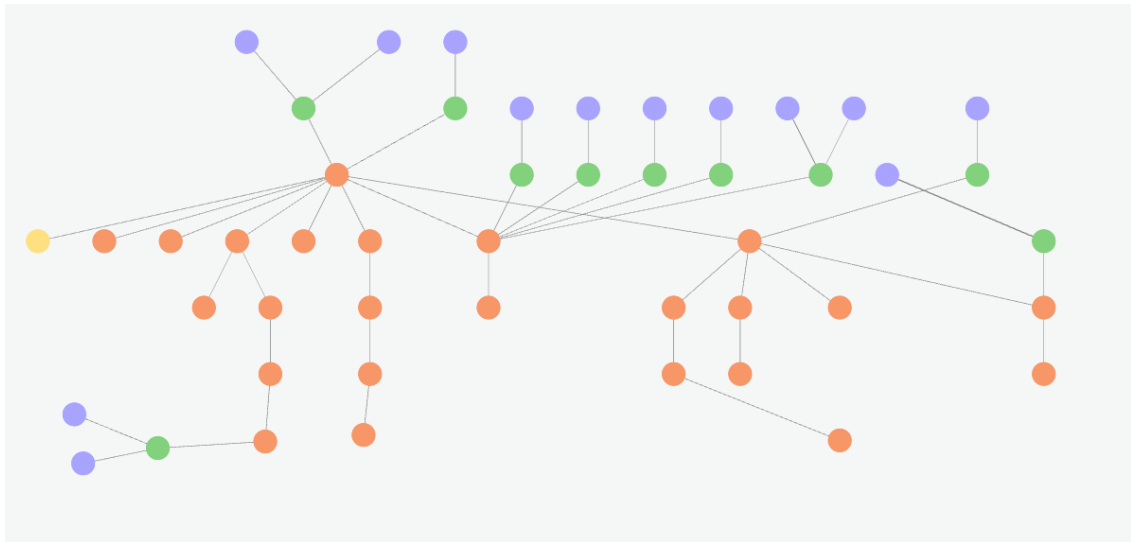


Figura 24 – Grafo extraído com a abordagem com o LLMGraphTransformer

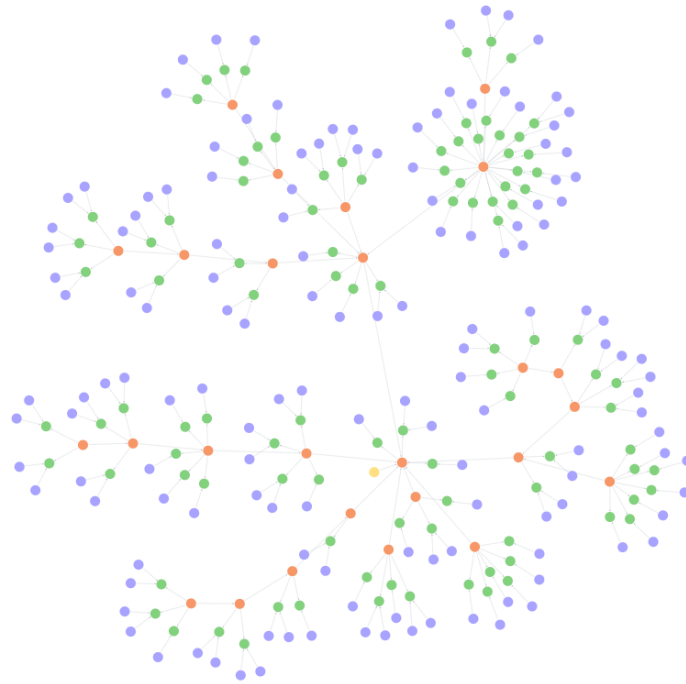


Figura 25 – Grafo extraído com a abordagem direta

Como se pode ver na Figura 24, a maioria dos comentários (nós laranja) não ficou com nenhum argumento nem motivação (que nesta altura de desenvolvimento eram os nós verdes e roxos, respetivamente), sendo que os argumentos extraídos eram por vezes apenas excertos de texto descontextualizados e acabavam de forma abrupta. Já na outra abordagem, podemos ver um grafo muito mais rico.

No entanto, esta abordagem levantou novos problemas. Como verificado na Figura 26, por vezes alguns comentários ficavam com demasiados argumentos e motivações, sendo que o modelo estava a devolver argumentos que defendiam a mesma observação, mas por palavras diferentes.

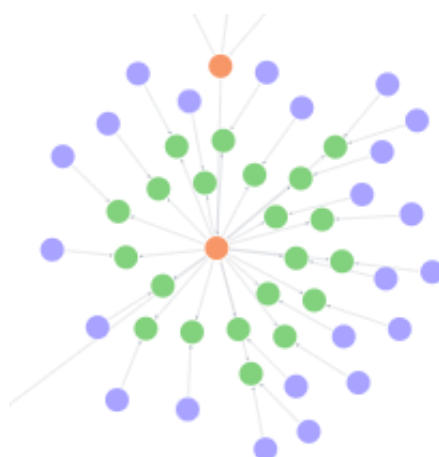


Figura 26 – Nós duplicados no grafo

Um exemplo específico da Figura 26 são dois nós de argumento (verdes) com as seguintes descrições:

“Gnome 48 can run Baldurs Gate 3 smoothly on an older machine with only 8GB of RAM”

“Gnome 48 runs Baldurs Gate 3 superbly on an older machine with only 8GB of RAM”

Este problema levou à criação de uma etapa de pós-processamento onde – para o contexto individual de cada comentário – caso dois ou mais nós de argumento fossem semelhantes, apenas um seria inserido no grafo.

Este pós-processamento foi realizado através da utilização de embeddings (com base no modelo ‘all-MiniLM-L6-v2’, localmente), de modo a depois calcular a cosine similarity, cortando o argumento quando o valor de igualdade é superior a 0.9. À medida em que a prompt era ajustada e eram usados modelos mais capazes, este problema foi amenizado. De qualquer forma, este pós-processamento permaneceu na solução final.

Em relação ao processo de extração em si, este sofreu também algumas iterações. Inicialmente, o principal modelo utilizado era o Llama 3.1, corrido localmente. Para a tarefa de extração, foi criada uma prompt a instruir o modelo a isolar argumentos em texto, associar-lhe uma ou mais motivações e proceder às suas categorizações. No entanto, considerou-se a tarefa descrita na prompt demasiado complexa, e ao experimentar em dividir o processo de extração em duas tarefas distintas – extração de argumentos e extração de motivações – obtiveram-se melhores resultados na qualidade de extrações (apesar do aumento no tempo de processamento).

Assim, no final obteve-se uma solução que não só podia utilizar tanto modelos locais como modelos da OpenAI, como também era possível escolher individualmente que modelo utilizar para cada tarefa (Figura 27).

```
ARGUMENT_MODEL = ""
MOTIVATION_MODEL = ""

USE_OPENAI = False # Set to True to use OpenAI, False for Ollama

if USE_OPENAI:
    # modelos deepthinking da openAI nao admitem alterações de temperatura
    ARGUMENT_MODEL = "gpt-4o-mini"
    MOTIVATION_MODEL = "gpt-4o-mini"
    argument_extractor = ChatOpenAI(
        model=ARGUMENT_MODEL,
        temperature=0.1,
        openai_api_key=os.getenv("OPENAI_API_KEY"),
    )
    motivation_extractor = ChatOpenAI(
        model=MOTIVATION_MODEL,
        temperature=0.1,
        openai_api_key=os.getenv("OPENAI_API_KEY"),
    )
    print("Using OpenAI models for extraction.")
else:
    ARGUMENT_MODEL = "deepseek-r1:8b"
    MOTIVATION_MODEL = "deepseek-r1:8b"
    argument_extractor = ChatOllama(
        model=ARGUMENT_MODEL,
        temperature=0.1,
    )
    motivation_extractor = ChatOllama(
        model=MOTIVATION_MODEL,
        temperature=0.1,
    )
    print("Using Ollama models for extraction.")
```

Figura 27 – Instanciação de LLMs de extração

No final, os modelos mais usados foram o DeepSeek-R1 de 8 bilhões de parâmetros em contexto local, e o GPT-4o-mini em contexto remoto pela API da OpenAI. Quando possível, a temperatura era definida a 0 ou 0.1, de modo a obter extrações o mais determinísticas possível.

Nas próximas duas secções, serão apresentados os prompts e estrutura geral para cada extrator.

#### 4.4.1 Argumentos

Para os argumentos, a tarefa descrita na prompt é o puro propósito de identificar argumentos no texto. O objetivo desta tarefa é que o modelo seja capaz de identificar argumentos presentes no comentário escrito pelo autor.

De modo a obter uma extração esperada e de boa qualidade é importante fornecer toda a informação relevante à tarefa, de uma forma clara e concisa. Assim, a prompt foca-se em definir claramente o que é um argumento, assim como o formato do output que inclui os argumentos identificados, dando destaque a todo o tipo de contextualização que auxiliasse o modelo a obter o melhor tipo de extração possível (incluindo a contextualização de comentários anteriores, mencionada no capítulo 4.3). Na Figura 28 podemos ver a prompt utilizada para a extração de argumentos, assim como a definição da chain (junção do modelo com a prompt) que permite depois invocar o modelo com a prompt, mudando dinamicamente o contexto e o comentário a analisar. A prompt é apresentada na íntegra no Apêndice B1 – Prompt de Extração para Argumentos e definição de chain. Após tentativa e erro, considerou-se que para a extração de argumentos, a prompt deveria usar uma abordagem *zero-shot*, dado que a tarefa de isolar argumentos seja algo que os modelos sejam capazes de executar sem exemplificação. No fim foram definidos os seguintes critérios para a construção da *prompt*:

- Definir claramente a tarefa
- Definir o que é um argumento
- Definir restrições
- Definir formato do output
- Fornecer contexto dos comentários ao qual o comentário em análise responde

```

argument_extraction_prompt = PromptTemplate(
    input_variables=["comment", "context"],
    template= """
Your task is to extract complete arguments expressed explicitly in the current comment below.

An argument consists of:
- A clear opinion, preference, or claim (the thesis), and
- A reason, explanation, or consequence that supports it (justification).

Do not split one argument into several – combine related parts into a single argument.
Do not extract vague or generic observations that are not reasoned claims.
Only extract what is clearly expressed in the comment, even if context is provided.

Do not extract anything from the context – use it only to understand ambiguous terms in the current comment.
If there are no arguments, return an empty list.

Format:
{{
  "arguments": [
    {{ "argument": "<argument text>" }}
  ]
}}

### CONTEXT (for reference only, do not extract arguments from here): {context}

### CURRENT COMMENT TO ANALYZE:
\\\\"{comment}\\\\"
....
)

argument_chain = argument_extraction_prompt | argument_extractor

```

Figura 28 – Prompt e Chain do processo de extração de argumentos

#### 4.4.2 Motivações

Para a segunda extração tem-se como objetivo a identificação de motivações a partir dos argumentos anteriormente identificados, acompanhando as motivações extraídas com uma categorização de acordo com as necessidades descritas pelo modelo de Max-Neef.

O extrator de motivações é definido a partir de uma chain do modelo e da prompt (Figura 29), tendo em consideração o intuito de fornecer claramente o máximo de contexto possível em relação à tarefa descrita, também incluindo o contexto dos comentários anteriores e exemplificação dos resultados obtidos com base em *few-shot learning*, dado a tarefa de extração e categorização de motivações ser mais complexa. Após tentativa e erro, considerou-se que a prompt final de extração de motivações deveria:

- Definir a tarefa
- Exemplificar o que é uma motivação (o porquê de alguém defender um argumento)
- Exemplificar as categorias que a motivação pode assumir (Usando o modelo de Max-Neef)
- Exemplificar extrações (*few-shot learning*)
- Definir formato de output esperado (JSON)
- Fornecer contexto dos comentários ao qual o comentário em análise responde

```

motivation_extraction_prompt = PromptTemplate(
    input_variables=["argument", "context"],
    template="""
    You are tasked with extracting underlying motivations for the given argument, based on Max-Neef's Fundamental Human Needs theory.

    Each motivation should be:
    1. A concise explanation of *why* the author may have made the argument.
    2. Clearly linked to one or more Max-Neef categories.
    3. Based only on the content of the argument – do not assume things not stated.

    Each motivation must include one or more of the following Max-Neef categories:

    1. Subsistence - e.g. health, food, physical needs.
    2. Protection - e.g. safety, stability, environmental concerns.
    3. Affection - e.g. family, love, empathy, community.
    4. Understanding - e.g. knowledge, curiosity, critical thinking.
    5. Participation - e.g. responsibility, involvement, civic engagement.
    6. Leisure - e.g. enjoyment, relaxation, hobbies.
    7. Creativity - e.g. design, innovation, artistic expression.
    8. Identity - e.g. cultural pride, belonging, values.
    9. Freedom - e.g. autonomy, fairness, personal choice.

    ### Examples:
    - Argument: "Schools should teach more practical life skills like taxes or cooking."
    → Motivation: "Wants education to be useful in real life." → Category: `Understanding`, `Subsistence`

    - Argument: "We need stricter laws to combat pollution."
    → Motivation: "Concern about public health and environmental impact." → Category: `Protection`

    Be careful not to confuse:
    - "Leisure" with appreciation of design or aesthetics – prefer "Creativity" in such cases.
    - "Identity" with general positive feelings – only use it when pride, culture, or sense of belonging are present.
    If unsure, do not assign a category.

    Please follow this JSON format exactly:
    [
      {
        "description": "<motivation>",
        "max_neef_category": ["<category1>", ...]
      }
    ]

    ### CONTEXT (for reference only, do not extract motivations from here): {context}

    Argument: "{argument}"
    """)
motivation_chain = motivation_extraction_prompt | motivation_extractor
  
```

Figura 29 – Prompt e Chain do processo de extração de motivações

No final, como demonstrado na Figura 30, é invocado um ciclo que percorre todos os comentários presentes no programa recolhidos pelo scraper, e procede à extração de argumentos e motivações, assim como a limpeza dos resultados:

```
graph_documents = []
count = 1
for comment_info in comments:
    argumentos_processados = []
    print(f"Processing comment {count}/{n_comments}")
    count += 1

    #upload de nó comentário para a bdd
    upload_comment(comment_info,topic_title)

    #Recolha de contexto
    comment = comment_info.get("text")

    context = get_context(comment_info.get("id"))

    #Extracao dos nodes
    raw_format = extract_nodes(comment = comment, context = context)

    #Remoção de duplicados
    raw_format =filtrar_argumentos_unicos(raw_format, argumentos_processados)

    #Passar de json para GraphDocument (para facilitar o upload)
    temp_doc = json_para_graph_document(raw_format, comment)

    #Adicionar o comment id aos metadados dos nodes
    temp_doc[0].source.metadata['comment_id'] = comment_info.get("id")

    graph_documents.extend(temp_doc)

    if count > MAX_LOOP:
        print(f"Reached {MAX_LOOP} comments, exiting loop.")
        break
```

Figura 30 – Ciclo de extração principal

Dentro deste ciclo, são efetuados os seguintes processos:

1. Dá upload ao nó comentário para o grafo
2. Recolhe o contexto desse comentário
3. Procede à extração dos nós

4. Remove duplicados, caso os haja
5. Passa o output limpo de json para GraphDocument (de modo a agilizar o upload para a base de dados Neo4j)
6. Adiciona o id do comentário ao GraphDocument como metadados, de modo a associar as extrações ao comentário analisado
7. Adiciona o GraphDocument extraído a uma lista “graph\_documents” que contém todas as extrações de todos os comentários

Por fim, os resultados das extrações são enviados para a base de dados e ligados aos respetivos comentários, com base no metadados da “comment\_id”, conforme demonstrado na Figura 31:

```

# adicionar nodes origem
# Upload do grafo com argumentos e motivações
graph.add_graph_documents(graph_documents=graph_documents, include_source=False)

# Atualizar cada Argument node com a propriedade 'model'
for doc in graph_documents:
    comment_id = doc.source.metadata.get('comment_id')

    for node in doc.nodes:
        if "Argument" in node.type:
            # Atualiza o nó Argument com a propriedade 'model'
            graph.query(
                """
                MATCH (n:Argument {id: $node_id})
                SET n.argument_model = $modela
                SET n.motivation_model = $modelm
                """
                ,
                {"node_id": node.id, "modela": ARGUMENT_MODEL, "modelm" : MOTIVATION_MODEL}
            )
            # Conectar argumentos ao comment
            # Conectar argumentos ao comment ou original post (aceita ambos)
            graph.query(
                """
                MATCH (p) WHERE (p:Comment OR p:OriginalPost) AND p.id = $comment_id
                MATCH (n:Argument {id: $node_id})
                MERGE (p)-[:STATED]->(n)
                """
                ,
                {"comment_id": comment_id, "node_id": node.id}
            )

```

Figura 31 – Upload das extrações para a base de dados

Após este upload, os nós ficam representados na base de dados Neo4j. Como demonstrado na Figura 32, para além da representação da thread através dos nós “OriginalPost” e “Comments”

(cores roxas e laranjas, respetivamente), ficamos também com a representação dos nós “Argument” a verde.

Durante as iterações iniciais do desenvolvimento do grafo de conhecimento, a estrutura adotada previa uma separação explícita entre os nós Argument e Motivation, considerando-os como entidades distintas: os primeiros representavam proposições centrais feitas pelos utilizadores, e os segundos procuravam capturar as razões subjacentes a essas afirmações. No entanto, a análise dos dados extraídos demonstrou que, na vasta maioria dos casos, cada argumento vinha acompanhado de uma ou mais motivações específicas, cuja formulação linguística raramente se repetia noutras instâncias do grafo, mesmo quando relacionadas com necessidades semelhantes.

Esta constatação levantou um problema de redundância e fragmentação semântica, dificultando a agregação coerente de motivações semelhantes e complicando a estrutura do grafo sem benefícios analíticos claros. Como tal, optou-se por fundir os nós Motivation com os respetivos Argument, incorporando as motivações diretamente como atributos do nó argumentativo. Com esta reestruturação, cada argumento passou a incluir a descrição das suas motivações subjacentes e a estabelecer uma ligação direta com a respetiva MaxNeefCategory (representada a azul-claro), facilitando a consulta, visualização e análise agregada por categoria de necessidade. Além disso, os nós de argumentos ficaram também associados ao comentário de onde foram extraídos. Na Tabela 2 é apresentado um exemplo de propriedades de um nó “Argument”, onde as relações com as categorias identificadas são a categoria de Subsistence e Protection.

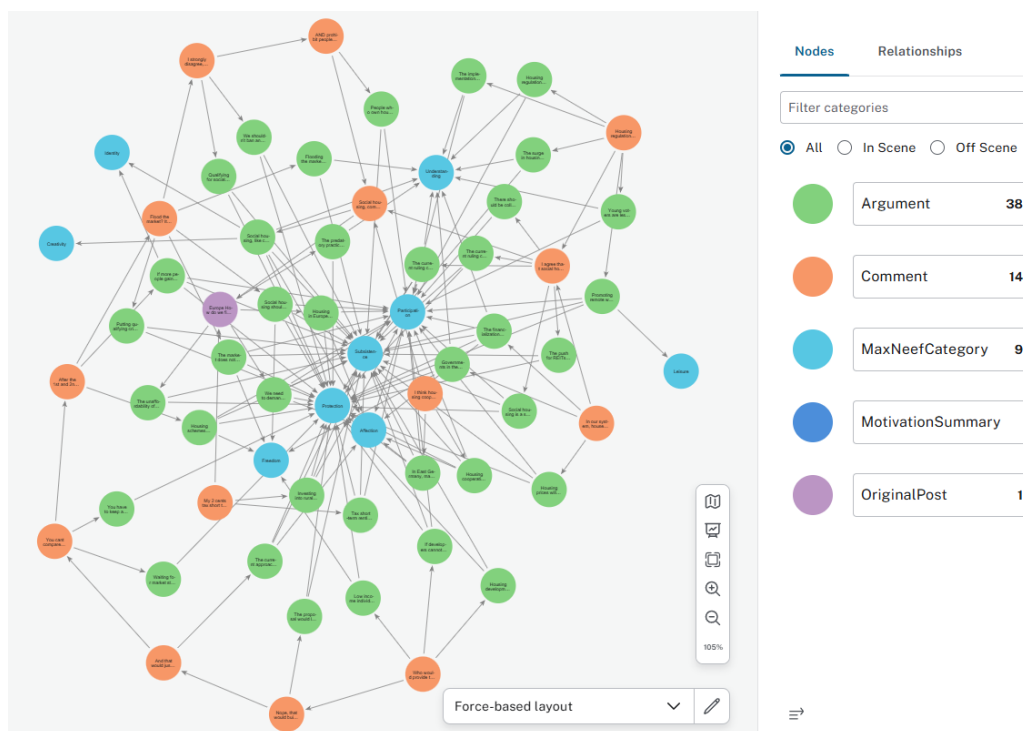


Figura 32 – Estrutura de grafo após upload das extrações

Tabela 2 – Exemplo de propriedades para um nó “Argument”

argument_model	gpt-4o-mini
description	The unaffordability of housing contributes to significant social consequences, such as young people in South Korea not starting families due to housing costs.
id	b03d9423-50cf-4c95-ad4e-f364e90efde4
motivation_model	gpt-4o-mini
motivation_description	Concern about the impact of housing affordability on family formation and social stability

## 4.5 Sumarização de Motivações

Adicionalmente à extração e categorização de motivações individuais, foi desenvolvida uma componente de sumarização que visa sintetizar o conteúdo motivacional por categoria de

necessidade no contexto de uma thread. Esta funcionalidade foi implementada recorrendo a modelos locais executados através da plataforma Ollama, sendo aplicada após a conclusão da pipeline de extração inicial.

O processo consiste em reunir todas as motivações identificadas num certo tópico, para cada categoria de Max-Neef presente no grafo e assim gerar um sumário que reflita os principais tópicos discutidos nessa dimensão. O resultado da sumarização é apresentado sob a forma de uma lista de *bullet points*, cada um representando uma ideia ou preocupação recorrente expressa pelos participantes relativamente àquela categoria.

Esta componente foi concebida como uma extensão complementar à pipeline principal, permitindo uma leitura mais agregada e interpretável do conteúdo discursivo ao variar a granularidade da informação presente no grafo. Embora tenha sido desenvolvida posteriormente à definição da arquitetura central, a sua lógica de aplicação está alinhada com a estrutura do sistema, sendo idealmente executada após a recolha e categorização dos dados extraídos.

Na Figura 33 é demonstrado a definição do modelo, prompt e chain de sumarização (estado presenta na integra no Apêndice B4 – Prompt para Sumarização de Motivações), na Figura 34 a estrutura resultante no grafo, e na Tabela 3 o conteúdo de um nó “MotivationSummary” a azul-escuro, que fica relacionada a um OriginalPost e a uma categoria de necessidade (nós roxos e azuis-claros, respetivamente):

```
MODEL = "deepseek-r1:8b"

summary_extractor = ChatOllama(
    model=MODEL,
    temperature=0,
    #format="json"
)

summary_extraction_prompt = PromptTemplate(
    input_variables=["motivations"],
    template= """
Your task is to process the following strands of text, containing the descriptions of various motivations, and summarize it.
Make a sumarization of the most common themes and what was overall said.
You dont need to go too in depth, only enough to get the pig picture.
The text comes from many users on the internet, on the context of a discussion forum.
Input:

\\\\"{motivations}\\\\"
"""
)

summary_chain = summary_extraction_prompt | summary_extractor
```

Figura 33 – Modelo, prompt e Chain utilizados para a sumarização de motivações presentes numa discussão

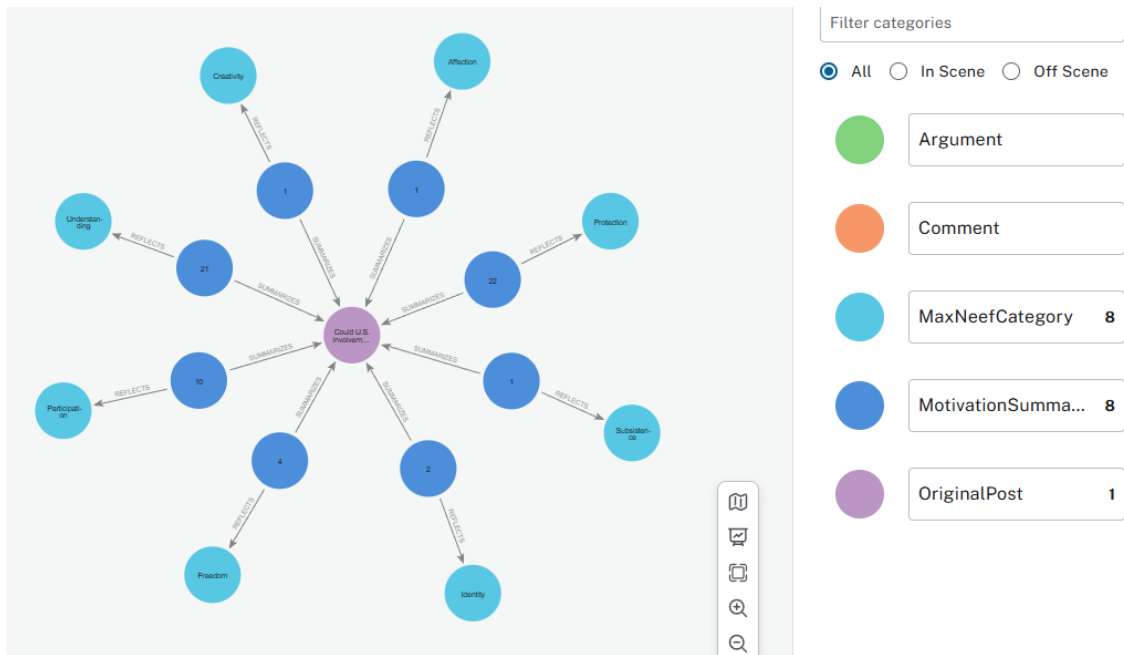


Figura 34 – Estrutura representativa dos sumários por categorias no grafo

Tabela 3 – Exemplo de propriedades para um nó “MotivationSummary”

description	<p>The summary of the given strands of text highlights several key themes:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li><b>Preventing Conflict</b>: The discussion emphasizes the need for careful strategic assessments to avoid wider conflicts, ensuring safety and stability through non-hostile relations and cooperative strategies.</li> <li><b>Safeguarding Economic Stability</b>: There is a focus on protecting global economic stability by safeguarding industries like Taiwan's semiconductor sector, which is crucial for maintaining international trade and production.</li> <li><b>Regional Peace and Autonomy</b>: Maintaining regional stability involves avoiding nuclear arms races (...)</li> </ol>
id	3ccea23-7125-4d53-b821-fc7ac4063545
n_arguments_analyzed	23
n_arguments_used	22

presence	0.9565217391304348
----------	--------------------

As propriedades demonstradas na tabela anterior são para o exemplo do nó de MotivationSummary associados à categoria de necessidade “Protection”. Os valores “n\_arguments\_analyzed” e “n\_arguments\_used” são o número de nós argumento disponíveis para a thread, e o número de nós argumento usados para realizar o sumário no instante deste processamento. A “presence” é a razão entre esses dois valores, que serve para quantificar a presença das motivações presentes no sumário face o número total de argumentos identificados no grafo de uma thread.

## 4.6 Validação de Resultados

De modo a validar os resultados obtidos da pipeline de extração, foi desenvolvida uma componente de avaliação automática com o objetivo de aferir a qualidade das extrações produzidas pelo sistema. Esta componente opera como um passo complementar e independente da pipeline principal, sendo aplicada após a conclusão da extração de argumentos, motivações e categorias. O seu principal objetivo é fornecer métricas objetivas e feedback qualitativo que permitam analisar o desempenho da abordagem adotada.

Para proceder ao processo de avaliação, é utilizado um outro LLM encarregue com a tarefa de avaliar os resultados das extrações com base em 3 critérios, descritos mais à frente.

Este processo segue uma lógica semelhante à da extração: o utilizador pode optar por utilizar um modelo local, executado através da plataforma Ollama, ou um modelo remoto, acedido via API da OpenAI. Uma prompt específica foi concebida para guiar o modelo na análise dos resultados extraídos, demonstrada na Figura 35 e pode ser encontrada na íntegra no Apêndice B3 – Prompt para Avaliação de Extração. Esta prompt – tal como as prompts de extração – tem como objetivo não só de empregar a tarefa de avaliação ao modelo, como também contextualizar a informação necessária para tal, focando-se assim nos seguintes aspetos:

- Explicitar a tarefa
- Fornecer todo o contexto necessário sob a forma do comentário original e informação extraída pelos modelos extratores

- Reforçar as categorias de motivação de acordo com o modelo de Max-Neef
- Definir os critérios de avaliação, assim como a escala de avaliação para cada um
- Definir o output esperado

```

You are an evaluator specialized in assessing the credibility of automatic argument extraction from
discussion posts.

Below is a post and the extracted information by a language model:

Original Post:
"{post_text}"

Extracted:
- Argument: {argument}
- Motivations: {motivation}
- Max-Neef Categories: {categories}

Max-Neef Categories refer to fundamental human needs based on Manfred Max-Neef's Human Scale Development
theory. Each motivation should reflect one or more of these needs:

1. Subsistence - physical health, food, shelter.
2. Protection - safety, care, social security.
3. Affection - relationships, love, friendship.
4. Understanding - curiosity, education, knowledge.
5. Participation - involvement, responsibility, belonging.
6. Leisure - rest, fun, play, recreation.
7. Creativity - innovation, self-expression, skills.
8. Identity - sense of self, belonging, cultural roots.
9. Freedom - autonomy, choice, equality.

The arguments are to be simple bullet points, and the motivations are to be simple phrases associated with
the arguments. The Max-Neef Categories are a list of categories categorizing the motivations with Max-Neef's
theory. Not every category needs to be present in each case.

Evaluate the following criteria:
1. Is the argument extraction coherent with the post, reflecting the author's opinion?
2. Do the motivations seem like a plausible justification to why the author made the argument?
3. According to Max-Neef's Human Scale Development theory, do the categories accurately reflect the
necessities associated with the defined motivations and arguments? How many categories are correctly
identified?

Assign a score for each criterion, and write a brief feedback.

Respond in the following JSON format:
{{
  "argument_extraction": 0-5,
  "motivation_plausibility": 0-5,
  "category_score": -1 || 0 || 1 ,
  "feedback": "Brief comment on strengths or weaknesses of the extraction. Ideal max-neef categorization."
}}
```

Figura 35 – Prompt para avaliação das extrações

Nesta prompt, são explicitadas as nove categorias de necessidade propostas por Max-Neef, e é pedido ao modelo que avalie cada extração segundo três critérios:

- **Argument extraction** – Se a extração do argumento é coerente com o conteúdo do comentário e reflete a opinião do autor.
- **Motivation plausibility** – Se a motivação identificada é uma justificação plausível para o argumento formulado.
- **Category score** – Se a(s) categoria(s) de Max-Neef atribuída(s) estão corretamente associadas à motivação e ao argumento identificados.

Cada critério é avaliado de forma quantitativa, sendo atribuídas as seguintes pontuações:

- "argument\_extraction": escala de 0 a 5
- "motivation\_plausibility": escala de 0 a 5
- "category\_score": valores discretos (-1, 0, 1), correspondendo respetivamente a má, aceitável e boa correspondência com as categorias de Max-Neef

Para além das pontuações, é também solicitado ao modelo que forneça um comentário sucinto sobre os pontos fortes ou fracos da extração, e — sempre que aplicável — uma sugestão de categorização ideal segundo Max-Neef. No fim, é também guardada a média das 3 scores obtidas, sendo calculada da seguinte maneira:

$$average\_score = \frac{argument\ extraction + motivation\ plausability + (category\ score + 1) \times 2.5}{3} \quad (1)$$

As avaliações são armazenadas individualmente em ficheiros .json (Figura 36), um por cada extração analisada. Após processadas todas as extrações de uma determinada thread, é calculada uma pontuação média global, que resume o desempenho dessa thread nas três dimensões avaliadas. Esse resumo e a média das outras métricas são guardadas num segundo ficheiro .json com os resultados agregados (Figura 37):

```

{
  "model_type": "OpenAI",
  "model_name": "gpt-4o",
  "topic_title": "Could U.S. involvement in Iran trigger a larger global war?",
  "post_text": "This post is speculative and is not intended to fearmonger.\n\nPresident Donald Trump has (...)",
  "argument": "A U.S. strike on Iran's nuclear infrastructure could escalate regional tensions and potentially lead to a broader regional war.",
  "motivations": [
    [
      [
        "Concern about potential harm and regional instability caused by military action."
      ]
    ]
  ],
  "categories": [
    "Protection"
  ],
  "evaluation": {
    "argument_extraction": 4,
    "motivation_plausibility": 4,
    "category_score": 1,
    "feedback": "The argument extraction is mostly coherent with the post, capturing the potential escalation of regional tensions due to a U.S. strike on Iran. However, it could be expanded to include the broader geopolitical implications mentioned in the post, such as the potential involvement of other countries and the historical context. The motivation of 'concern about potential harm and regional instability' is plausible, as the post discusses the risks of military action and its consequences. The Max-Neef category of 'Protection' is accurately identified, as the motivation aligns with concerns about safety and security. Additional categories like 'Understanding' could be considered, given the post's exploration of historical and geopolitical contexts."
  },
  "average_score": 4.33
}

```

Figura 36 – Ficheiro .json para avaliação de 1 argumento

```

{
  "topic_title": "Could U.S. involvement in Iran trigger a larger global war?",
  "model_type": "OpenAI",
  "model_name": "gpt-4o",
  "evaluated_posts": 28,
  "average_argument_extraction": 3.79,
  "average_motivation_plausibility": 3.57,
  "average_category_score": 0.57,
  "average_score": 3.76,
  "elapsed_time_seconds": 101.62,
  "timestamp": "2156_2006"
}

```

Figura 37 – Ficheiro .json para a avaliação global das extrações

Finalmente, os resultados consolidados da avaliação são inseridos na base de dados de grafos, onde são representados como nós do tipo Evaluation. Cada avaliação está ligada ao nó OriginalPost correspondente através da relação EVALUATES, garantindo que os metadados de

desempenho estão diretamente associados ao conteúdo que os originou, assim como representado na seguinte Figura 38:

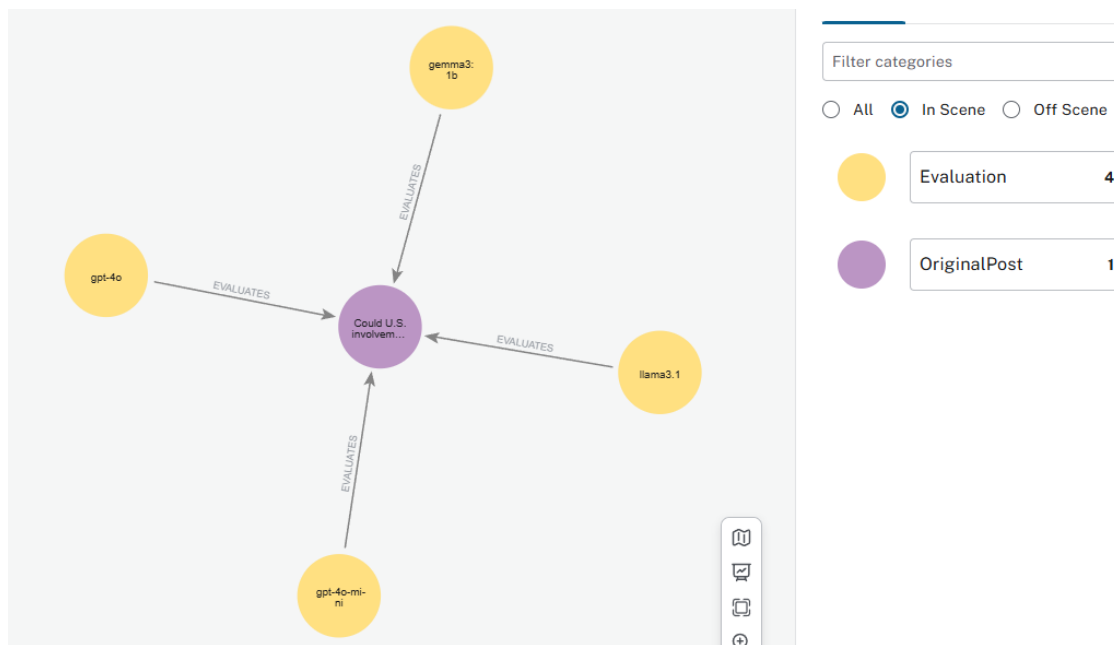


Figura 38 – Estrutura representativa das avaliações no grafo

Um exemplo de propriedades dos nós Evaluation pode ser visto na Tabela 4:

Tabela 4 – Exemplo de propriedades para um nó “Evaluation”

average_argument_extraction	3.79
average_category_score	0.57
average_motivation_plausibility	3.57
average_score	3.76
elapsed_time_seconds	101.62
evaluated_comments	28
evaluator_model	gpt-4o
timestamp	2156_2006

## 5 Resultados e Análise

Este capítulo apresenta os principais resultados obtidos com a aplicação da solução desenvolvida, avaliando o desempenho dos diferentes modelos de linguagem utilizados, a qualidade das extrações geradas e a utilidade das interfaces concebidas para apoio à decisão e validação. As experiências realizadas visaram aferir a viabilidade técnica e a eficácia dos métodos propostos em contextos de deliberação digital, com dados recolhidos de discussões reais em fóruns públicos online. Para além das métricas de avaliação qualitativa, são discutidas as diferenças de desempenho entre modelos locais e remotos, tanto em termos de tempo de execução como de coerência das extrações.

As experiências com modelos locais foram realizadas num ambiente controlado, com recurso a uma máquina equipada com um processador **AMD Ryzen 7 7800X3D**, uma **GPU NVIDIA RTX 4060**, e **32 GB de memória RAM DDR5 a 6000 MT/s**. Estas especificações foram utilizadas para avaliar a viabilidade prática de utilizar modelos localmente, oferecendo uma base comparativa para os resultados obtidos com serviços comerciais via API. O capítulo estrutura-se em torno da exploração dos resultados extraídos, da avaliação automatizada da sua qualidade e da análise comparativa entre modelos, com base nos critérios definidos previamente.

## 5.1 Extrações, Sumarizações e Interface para Apoio à Decisão

Nas seguintes tabelas são exibidos os resultados de extração para um comentário contextualizado numa thread do Reddit<sup>10</sup>. Na Tabela 5 é apresentada a cadeia de comentário-argumento-motivação-categoria, e na Tabela 6 são apresentados os sumários para duas categorias de motivação da mesma thread:

Tabela 5 – Resultados de extração com base no modelo GPT-4o-Mini

<b>Comentário</b>	<b>Argumento</b>	<b>Motivações</b>	<b>Categoria de Motivação</b>
My 2 cents tax short term renting Airbnb is so high that it becomes unattractive and charge fines for unoccupied rental units that increase with the time its been unused. And finally invest into rural infrastructure and new housing on the state level to alleviate the pressure. This should cause a dramatic increase in available rental units, push down prices and make moving away from the cities actually viable.	Tax short-term renting on platforms like Airbnb so high that it becomes unattractive and charge fines for unoccupied rental units that increase with the time they have been unused, which should cause a dramatic increase in available rental units, push down prices, and make moving away from the cities actually viable.	Aims to address the housing crisis by increasing affordable rental options for residents.; Advocates for housing policy changes to ensure stability and affordability for families.; Suggests measures to encourage civic engagement and collective action for housing reform.	Participation, Protection, Subsistence
	Investing into rural infrastructure and new housing on the state level will alleviate the pressure of high housing costs in urban areas.	Believes that improving infrastructure will support community development and reduce housing strain in cities.; Aims to create more affordable housing options to promote stability for families and individuals.	Participation, Protection, Subsistence

<sup>10</sup>

[https://www.reddit.com/r/EuropeanFederalists/comments/1l8f06x/europe\\_how\\_do\\_we\\_fight\\_back\\_against\\_the\\_housing/](https://www.reddit.com/r/EuropeanFederalists/comments/1l8f06x/europe_how_do_we_fight_back_against_the_housing/)

Tabela 6 – Resultados de sumarização

<b>Categoria de Motivação</b>	<b>Sumário</b>	<b>Presença</b>
Protection	<p>The discussion forum threads primarily focus on concerns related to housing affordability and its societal impacts. Key themes include:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. <b>Housing Affordability and Speculation</b>: Users express worries about how investment speculation is driving up housing costs, making it unaffordable for many, particularly younger generations.</li> <li>2. <b>Economic Inequality</b>: The impact of economic disparities on access to housing is a significant concern, highlighting systemic issues that contribute to social inequality.</li> </ol> <p>(...)</p>	0.82
Subsistence	<p>The discussion forum threads primarily focus on concerns about housing affordability and stability, driven by investment speculation and profit-driven practices. Key themes include:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. <b>Impact of Speculation</b>: Investment speculation is seen as exacerbating housing unaffordability, leading to instability and displacement, particularly affecting low-income families.</li> <li>2. <b>Stability and Shelter</b>: Housing should serve its fundamental purpose of providing shelter and stability, with a call for equitable solutions through political action and accountability.</li> <li>3. <b>Family Formation and Social Stability</b>: Affordability issues hinder family formation and community cohesion, necessitating housing policies that support vulnerable populations.</li> </ol> <p>(...)</p>	0.76

Com o objetivo de tornar a solução mais próxima de um sistema de apoio à decisão, foi desenvolvida uma interface de visualização baseada em Streamlit, destinada à exploração dos insights extraídos. Esta interface permite ao utilizador analisar, para uma determinada thread, estatísticas relevantes associadas aos argumentos e motivações identificadas. Tal como ilustrado nas seguintes figuras (Figura 39 e Figura 40), é possível visualizar o número total de argumentos extraídos, a distribuição das motivações pelas diferentes categorias de necessidade

propostas por Max-Neef, assim como dois diagramas de *word cloud*: um relativo às palavras mais frequentes nos argumentos e outro às expressões mais comuns nas motivações.

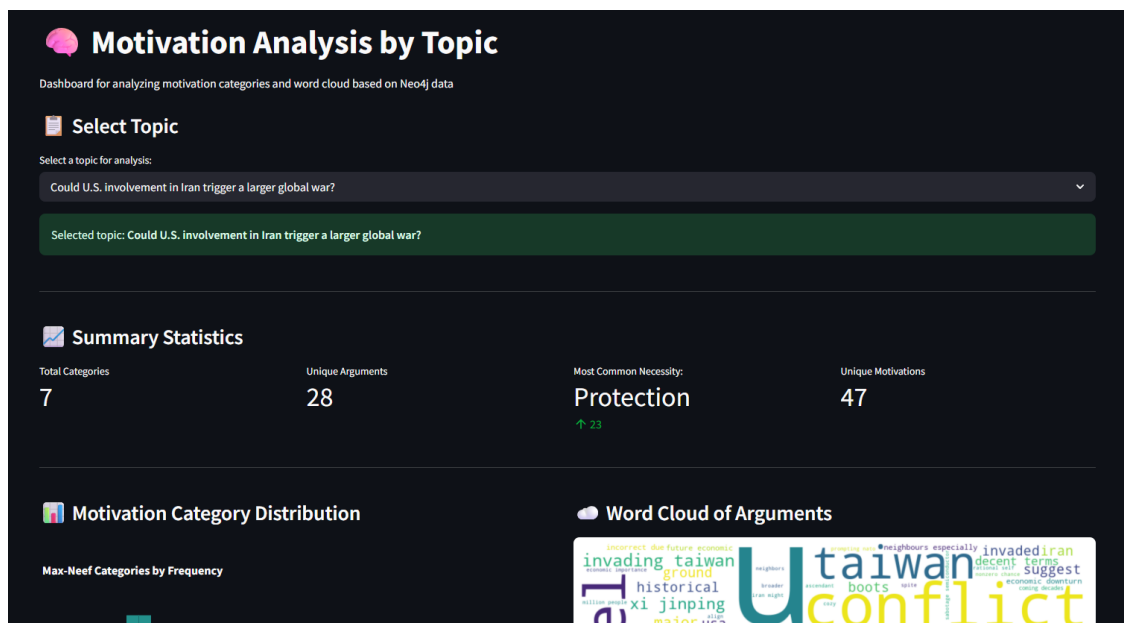


Figura 39 – Interface de Streamlit para exploração de dados (1/4): Seleção de Thread

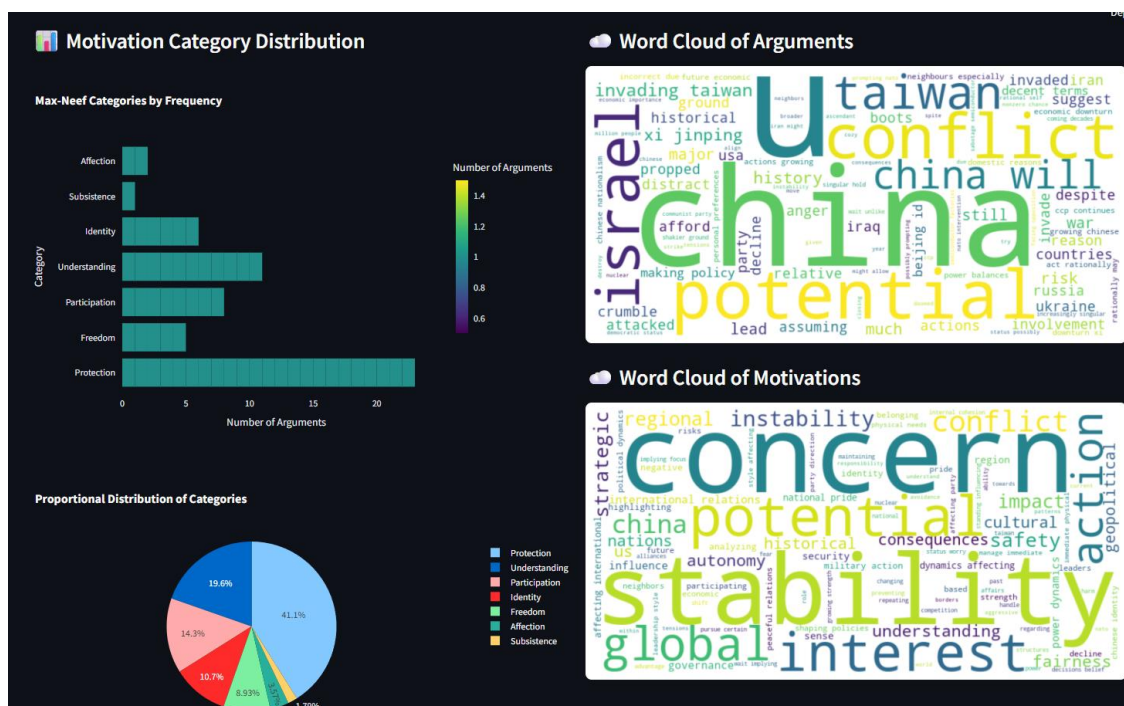


Figura 40 – Interface de Streamlit para exploração de dados (2/4): Diagramas

Adicionalmente, é também possível aceder ao sumário das motivações por categoria de necessidade Figura 41. Isto possibilita uma análise de menor granularidade em comparação com os resultados estatísticos, mas maior do que analisar os argumentos e motivações um a um, que rapidamente se tornaria humanamente impossível dado a quantidade de informação que uma thread pode fornecer.

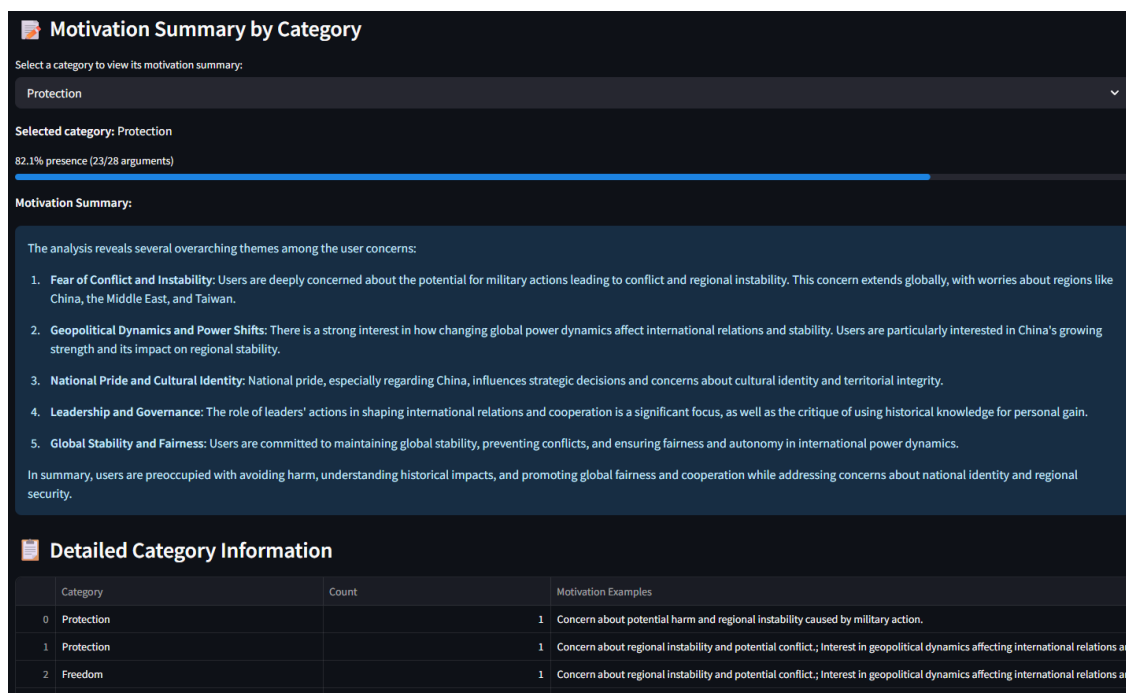


Figura 41 – Interface de Streamlit para exploração de dados (3/4): Sumários

No final da página, como demonstrado na Figura 42, é possível também analisar as avaliações às extrações usadas para gerar a interface feitas por outros modelos:

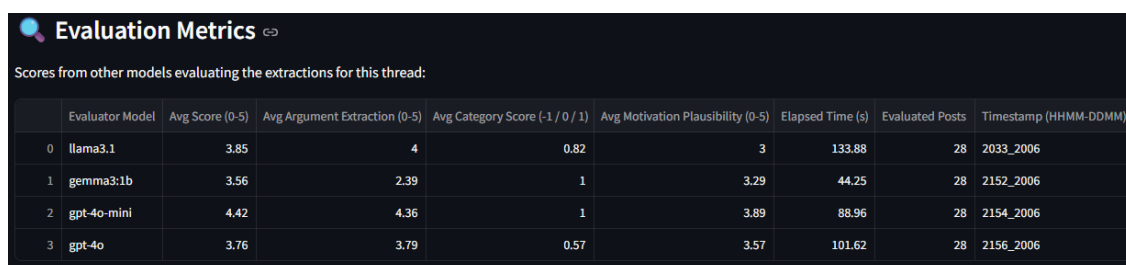


Figura 42 - Interface de Streamlit para exploração de dados (4/4): Validações

Naturalmente, esta informação mostrada na interface está diretamente dependente da performance do modelo utilizado para extrair os argumentos e motivações. Se os argumentos

e motivações extraídas não correspondem à realidade dita pelos utilizadores, os dados mostrados na interface ficam invalidados, podendo até interferir com o processo de tomada de decisão uma vez que apresenta insights que não correspondem à realidade.

Este aspeto foi um ponto em consideração desde o início do desenvolvimento deste projeto, sendo que as decisões tomadas que levaram à solução final foram todas consideradas com a finalidade de melhorar a qualidade de extração e o output geral dos argumentos. Durante a implementação e experimentação do sistema, observou-se uma diferença significativa entre os resultados produzidos por modelos locais e remotos, bem como entre modelos com capacidades explícitas de raciocínio (modelos que incorporam um raciocínio de *chain-of-thought* nas suas respostas (Vincent, 2025)) e modelos convencionais. Esta distinção revelou-se evidente tanto em termos de **tempo de execução** como na **qualidade das extrações**.

Nas seguintes tabelas, são apresentados excertos dos resultados obtidos para o seguinte comentário:

*“Today, Nicușor Dan won the Romanian presidential election. Though he has registered as an Independent candidate, Dan was supported by leftwing parties. After the elections in Canada, Germany, and Australia, this makes the fourth time that a leftwing candidate emerged victorious in an election. And judging by the first round today, it seems that Poland will also have a left President. Many have said that Trump's victory has caused a surge of left victories. But is that true? Is there anything else at play that's causing this pattern?”*

Na Tabela 7 são comparados dois modelos de raciocínio avançado, e na Tabela 8 são comparados os dois modelos convencionais mais usados ao longo deste desenvolvimento:

Tabela 7 – Comparações de um excerto dos resultados entre DeepSeek-R1:8B e o4 Mini

Modelo	Argumento	Motivação	Categoria de Motivação
DeepSeek-R1:8b	The observed trend of leftwing victories may not be solely due to Trump's victory but could be influenced by other factors.	Desire to understand the broader factors influencing political trends.	Understanding

O4-Mini	Many have said that Trump's victory has caused a surge of left victories.	Highlights how a conservative electoral win can galvanize progressive activism, stressing the need for ongoing civic involvement; Clarifies the cause-and-effect relationship between one election outcome and subsequent political shifts to foster deeper insight into electoral dynamics; Illustrates how political events empower individuals to exercise their autonomy in shaping future outcomes.	Understanding, Freedom, Participation
---------	---	--	---------------------------------------

Tabela 8 - Comparações de um excerto dos resultados entre Llama3.1:8B e GPT-4o-Mini

<b>Modelo</b>	<b>Argumento</b>	<b>Motivação</b>	<b>Categoria de Motivação</b>
Llama3.1:8B	The recent trend of leftwing candidates winning in multiple countries, including Romania and Poland, suggests a pattern towards left-wing success. This is supported by Nicușor Dan's victory as an independent candidate with leftwing party support.	Wants to understand political trends, Concerned about increasing left-wing success and its implications on society	Understanding, Participation

GPT-4o-Mini	Nicușor Dan's win in the Romanian presidential election indicates a broader trend of leftwing victories in several countries.	Belief in a shift towards progressive policies that reflects common societal values.	Participation, Identity
-------------	---	--	-------------------------

Nos testes realizados, modelos com raciocínio avançado — como o DeepSeek R1:8b (executado localmente via Ollama) e o o4 Mini (via API da OpenAI) — demonstraram uma capacidade substancialmente superior para identificar múltiplos argumentos e formular motivações coerentes e bem estruturadas. Por exemplo, ao processar 15 comentários da thread *“Could US involvement in Iran trigger a larger conflict?”*<sup>11</sup>, o DeepSeek R1:8B levou **8 minutos e 42 segundos** para completar a extração. Em comparação, o o4 Mini realizou a mesma tarefa em **4 minutos e 41 segundos**, levando metade do tempo, mas mantendo um desempenho equiparável ao modelo local.

Já nos testes realizados com modelos convencionais — como o Llama3.1:8B (local) e o GPT-4o Mini (API) — em dados da thread *“How do we fight back against the housing speculation crisis?”*<sup>12</sup>, os tempos foram mais curtos: **2 minutos e 25 segundos e 1 minuto e 50 segundos**, respetivamente. Contudo, verificou-se uma diminuição clara na qualidade das extrações, particularmente na capacidade de identificar todos os argumentos esperados e de gerar motivações completas e interpretativas. Esta diferença tornou-se ainda mais evidente num teste controlado com o comentário presente no Apêndice A – Comentário artificial “dummy” artificialmente construído para conter **cinco argumentos distintos**. Os modelos normais, como o Llama 3.1 e o GPT-4o Mini, conseguiram apenas identificar quatro argumentos, sendo que algumas das extrações consistiam em excertos quase literais do comentário, sem qualquer reformulação ou explicitação semântica relevante. Em contraste, os modelos de raciocínio (DeepSeek R1 e o4 Mini) identificaram corretamente os cinco argumentos e geraram descrições

<sup>11</sup>

[https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1lfqdh3/could\\_us\\_involvement\\_in\\_iran\\_trigger\\_a\\_larger/](https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1lfqdh3/could_us_involvement_in_iran_trigger_a_larger/)

<sup>12</sup>

[https://www.reddit.com/r/EuropeanFederalists/comments/1l8f06x/europe\\_how\\_do\\_we\\_fight\\_back\\_against\\_the\\_housing/](https://www.reddit.com/r/EuropeanFederalists/comments/1l8f06x/europe_how_do_we_fight_back_against_the_housing/)

que sintetizavam as ideias de forma estruturada e com valor argumentativo, não sendo meramente uma repetição ou parafraseamento superficial.

Estas observações suportam a existência de um claro **sacrifício entre tempo de execução e profundidade de raciocínio**. Modelos com capacidade de raciocínio oferecem extrações mais robustas e interpretáveis, mas exigem mais tempo de processamento — especialmente em ambientes locais, onde os recursos de hardware limitam a velocidade de inferência. Por outro lado, modelos mais leves são adequados a contextos onde se privilegia a rapidez, mas podem comprometer a fiabilidade das inferências, sobretudo em tarefas com múltiplas camadas semânticas, como é o caso da identificação de motivações humanas.

## 5.2 Resultados das Validações e Interface Desenvolvida

Na Tabela 9, segue um exemplo de avaliação para a extração feita pelo DeepSeek-R1:8B, apresentada anteriormente na Tabela 7:

Tabela 9 – Resultados de avaliação de extração do DeepSeek-R1:8B, utilizando o GPT-4<sup>o</sup> como avaliador

Argument extraction	Motivation plausibility	Category score	Média	Feedback
4	4	1	4.33	The argument extraction is mostly coherent with the comment, capturing the author's questioning of whether Trump's victory is the sole reason for the trend of leftwing victories. However, it could be more explicit about the author's skepticism. The motivation to understand broader factors is plausible, as the author is questioning the common narrative and seeking deeper insights. The Max-Neef category of 'Understanding' is correctly identified, as the author is driven by curiosity and a desire for knowledge. The extraction is strong, but could benefit from a more nuanced reflection of the author's skepticism.

Para complementar e validar a pipeline de extração, foi desenvolvida uma interface para o passo de avaliação. Nesta interface, é possível escolher uma thread presente na base de dados Neo4j que tenha argumentos e motivações extraídas e escolher um modelo local ou remoto para avaliar as extrações presentes para essa thread (Figura 43):

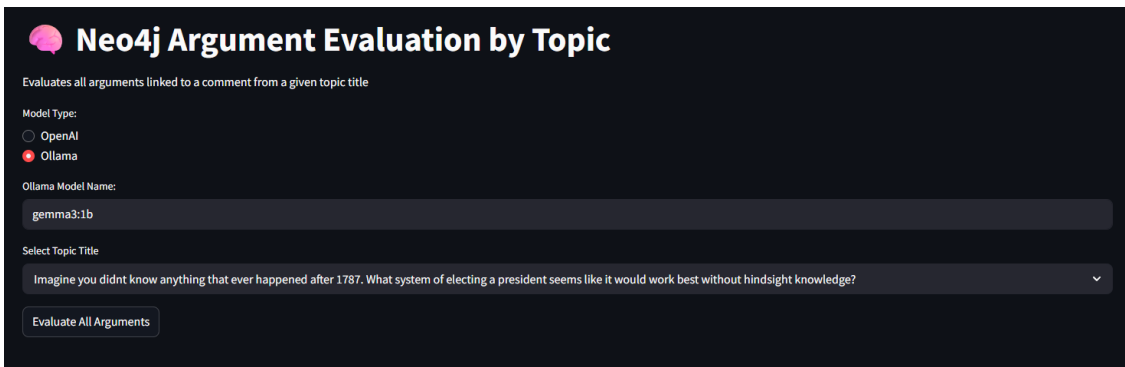


Figura 43 – Escolha de modelo e thread na Interface de avaliação

Depois de finalizado o processamento, os resultados são guardados em .json como referido anteriormente, e é apresentada a avaliação final da thread inteira, assim como o tempo de execução da avaliação, como demonstrado na Figura 44:

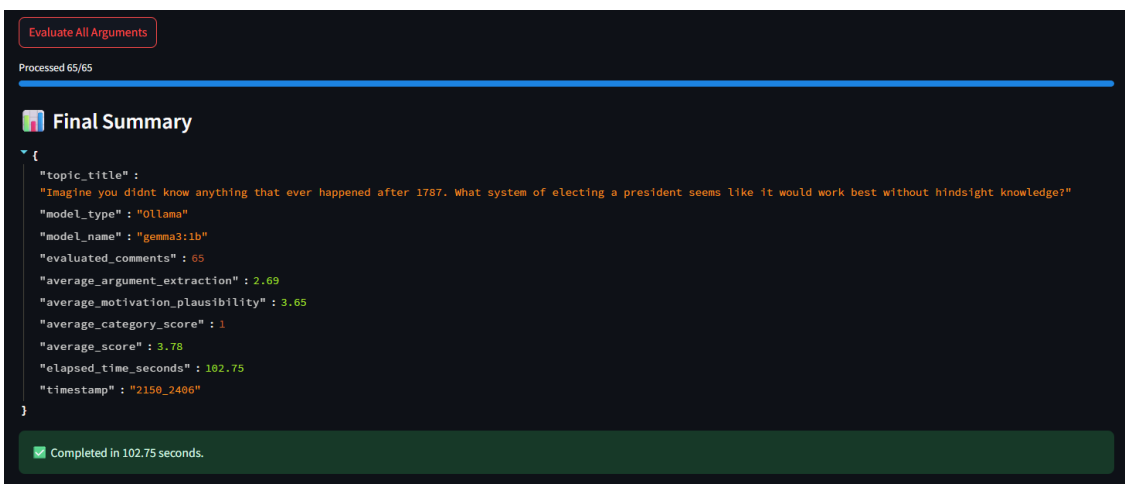


Figura 44 – Resultados de avaliação de uma thread mostrados na interface

A pipeline de avaliação desenvolvida neste projeto revelou-se uma ferramenta prática e eficaz para aferir a qualidade das extrações de argumentos e motivações produzidas pelo sistema. Através da avaliação de cada extração com base nos três critérios definidos mencionados anteriormente, esta componente permite quantificar uma visão sobre o desempenho da pipeline e fornecer um grau de confiança para medir a fiabilidade das extrações efetuadas e das estatísticas e diagramas apresentados.

Apesar da sua utilidade, a avaliação está inteiramente dependente da parilha de modelos de linguagem utilizados — tanto o modelo responsável pela extração como o modelo que realiza a avaliação. Esta interdependência introduz desafios adicionais: um avaliador demasiado

sofisticado pode penalizar em excesso modelos mais simples, enquanto avaliadores mais permissivos podem validar extrações pobres com pontuações indevidamente elevadas. Por este motivo, uma única comparação entre dois modelos não é suficiente para aferir a qualidade real da extração. A abordagem mais adequada passa por avaliar as mesmas extrações com múltiplos modelos, permitindo obter uma percepção mais equilibrada e transversal da qualidade global dos resultados.

Outro aspeto a considerar é que esta metodologia de avaliação, embora funcional, não segue convenções formais de validação em PLN, como as métricas BLEU ou ROUGE, tradicionalmente utilizadas em tarefas como geração de texto, tradução ou sumarização. Pelo contrário, a avaliação aqui proposta baseia-se em critérios personalizados, tanto ao nível qualitativo como quantitativo. Esta abordagem ad hoc levanta uma questão metodológica legítima: se se está a avaliar o output de um modelo com outro modelo, quem avalia o avaliador? Esta limitação reforça a importância de cruzar múltiplos julgamentos e não confiar isoladamente na pontuação atribuída por um único LLM.

No decorrer dos testes, foram comparadas as avaliações atribuídas a diferentes modelos geradores por um conjunto diverso de avaliadores, incluindo tanto modelos locais como remotos. Um excerto dos resultados obtidos para 15 comentários de uma thread<sup>13</sup> pode ser consultado na Tabela 10 e Tabela 11, onde cada valor representa a média das avaliações de todos as extrações provenientes dos 15 comentários processados:

Tabela 10 – Comparação de classificações entre dois modelos de raciocínio

<b>Extrator</b> <b>Avaliador</b>	<b>DeepSeek-R1:8B (Local, 27 argumentos)</b>	<b>o4-Mini (Remoto, 21 argumentos)</b>
Llama3.1:8B	<b>3.85</b>	<b>4.00</b>
Llama3.2:3B	<b>3.23</b>	<b>3.35</b>
Gpt-4o-mini	<b>4.42</b>	<b>4.57</b>

<sup>13</sup>

[https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1lfqdh3/could\\_us\\_involvement\\_in\\_iran\\_trigger\\_a\\_larger/](https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/comments/1lfqdh3/could_us_involvement_in_iran_trigger_a_larger/)

Gpt-4o	<b>3.76</b>	<b>4.14</b>
<b>Média:</b>	3.815	4.015

Tabela 11 – Comparação de resultados entre dois modelos convencionais

<b>Extrator</b> <b>Avaliador</b>	<b>Llama3.1:8B (Local, 37 argumentos)</b>	<b>Gpt-4o-mini (Remoto, 27 argumentos)</b>
Llama3.1:8B	<b>3.98</b>	<b>4.00</b>
Llama3.2:3B	<b>3.39</b>	<b>3.26</b>
Gpt-4o-mini	<b>4.23</b>	<b>4.56</b>
Gpt-4o	<b>3.2</b>	<b>4.06</b>
<b>Média:</b>	3.7	3.97

Apesar das tabelas de resultados fornecerem uma visão geral sobre o desempenho dos diferentes modelos geradores, é importante interpretar estes dados com cautela. As médias numéricas obtidas — por exemplo, aquelas atribuídas ao DeepSeek-R1:8B e ao Llama3.1:8B — não refletem necessariamente a profundidade ou qualidade discursiva das extrações. Observações manuais demonstraram que o DeepSeek-R1, embora por vezes pontuado com valores inferiores, tem uma tendência clara para gerar argumentos mais coesos, completos e semanticamente elaborados (verificado manualmente). Em contraste, modelos como o Llama 3.1 tendem a isolar frases curtas, resultando num número maior de argumentos identificados, mas menos articulados individualmente. Esta diferença de estilo pode influenciar negativamente a avaliação automática, especialmente quando o avaliador utilizado é menos sensível à estrutura argumentativa subjacente.

Este fenómeno é particularmente evidente quando se observa que o avaliador mais competente — neste caso, o GPT-4o — atribuiu ao DeepSeek-R1 pontuações superiores às atribuídas por modelos avaliadores menos sofisticados. Tal constatação sugere que a avaliação

de modelos com capacidades de raciocínio mais avançadas requer avaliadores de igual ou superior competência, capazes de reconhecer nuances semânticas e estruturar melhor os critérios de julgamento.

Os resultados obtidos evidenciam que modelos locais, como o Llama3.1:8B ou o DeepSeek-R1:8B, podem constituir alternativas viáveis aos modelos comerciais pagos, especialmente em cenários onde os custos de utilização da API representam uma limitação significativa. Embora requeiram maior capacidade computacional e possam apresentar variações pontuais na consistência das respostas, a sua performance global mostrou-se competitiva. Importa ainda sublinhar que, ao comparar os resultados médios obtidos por modelos locais e remotos nas tabelas apresentadas, as diferenças são geralmente modestas, sugerindo que, quando bem configurados, modelos locais conseguem aproximar-se do desempenho de soluções comerciais avançadas. Isto reforça a ideia de que, em contextos de uso controlado e com acesso a recursos computacionais adequados e eventual treino, os modelos locais não só são tecnicamente viáveis como também economicamente sustentáveis.

Assim, conclui-se que o sistema de avaliação implementado é mais robusto quando suportado por uma diversidade de avaliadores, funcionando não como uma métrica absoluta, mas como um instrumento exploratório para comparar abordagens e identificar tendências de desempenho entre diferentes configurações de extração e geração.



## 6 Conclusões

Esta dissertação apresentou o desenvolvimento de uma solução computacional orientada à identificação e análise de motivações humanas em discussões de larga escala, com foco em contextos de *e-democracy*. A principal contribuição reside na integração de técnicas de extração argumentativa com a categorização motivacional segundo o modelo de necessidades humanas de Max-Neef, oferecendo uma abordagem semanticamente rica e teoricamente fundamentada para compreender discursos públicos complexos. Ao contrário de abordagens anteriores que tendem a focar-se apenas em opiniões explícitas ou na estrutura argumentativa isolada, este trabalho propôs uma camada adicional de interpretação, centrada nas necessidades subjacentes que moldam o raciocínio dos participantes.

A solução desenvolvida conjuga diversas componentes tecnológicas, incluindo uma pipeline modular baseada em LLMs, uma representação estruturada em grafo de conhecimento e interfaces interativas para exploração das extrações. Dado que os resultados estão fortemente condicionados pelas capacidades do modelo utilizado, a relevância do trabalho assenta sobretudo na arquitetura flexível e replicável que foi concebida para suportar e avaliar esse processo de forma robusta. Adicionalmente, foi criada uma metodologia de avaliação semiautomática que, apesar de não seguir convenções formais, permite comparar qualitativamente a performance de diferentes modelos e analisar a robustez das extrações obtidas. Outro contributo relevante prende-se com a demonstração prática de que modelos locais open-source, executados via Ollama, podem representar alternativas viáveis a modelos

comerciais, possibilitando uma adoção mais acessível e ética destas ferramentas em sistemas de apoio à decisão.

Globalmente, o trabalho contribui para o avanço da interseção entre PLN, visualização de argumentos, análise motivacional para LSGDSS em *e-democracy*, propondo um sistema escalável, adaptável e centrado no cidadão enquanto agente deliberativo.

## 6.1 Lista de Objetivos Cumpridos

A presente dissertação definiu um conjunto de objetivos específicos com o propósito de desenvolver uma solução automatizada para a extração e representação de argumentos e motivações em discussões públicas online, com base em modelos de linguagem de grande escala. Abaixo é apresentada uma análise do grau de cumprimento de cada objetivo, acompanhada das secções do documento onde se encontra a respetiva evidência.

1. **Realizar uma revisão exaustiva da literatura sobre sistemas de e-democracy, PLN, análise de motivação e utilização de LLMs, bases de dados vetoriais e grafos de conhecimento.**

→ Cumprido. A revisão está detalhada no **Estado da arte**.

2. **Recolher e pré-processar um conjunto de dados de comentários de plataformas de democracia eletrónica ou de fóruns em linha semelhantes.**

→ Cumprido. O processo de recolha é descrito na **Obtenção de Dados – Scraper**.

3. **Conceber e implementar um pipeline que utilize LLMs para identificar e extrair argumentos e as suas motivações nos comentários.**

→ Cumprido. A pipeline é detalhada na Secção **Arquitetura do Sistema e Implementação**.

4. **Definir um modelo semântico de motivações e representá-las num grafo de conhecimento juntamente com os argumentos a que estão associadas.**

→ Cumprido. O modelo de categorização e a representação no grafo são descritos na **Modelo de Categorização Motivacional**.

5. **Explorar frameworks avançadas como LangChain e Ollama, integrando-as no pipeline com o intuito de otimizar a extração e representação de conhecimento argumentativo e motivacional.**

→ Cumprido. A integração com ferramentas como LangChain e o uso de Ollama/OpenAI são abordados ao longo do **Desenho e Metodologia de Desenvolvimento e Implementação**.

6. **Desenvolver métodos de visualização e síntese de conhecimento, capazes de apresentar, de forma legível e estruturada, as relações entre argumentos, motivações e categorias de necessidade.**

→ Cumprido. A apresentação dos resultados e a interface para exploração encontram-se no **Resultados e Análise**.

7. **Avaliar a eficácia da abordagem proposta através de experiências controladas, análise qualitativa e comparação com métodos existentes de extração argumentativa e motivacional.**

→ Cumprido. O processo de avaliação automática é descrito na **Exploração e Avaliação dos Resultados e Validação de Resultados**, e os resultados são discutidos na **Resultados das Validações e Interface Desenvolvida**.

Esta análise permite concluir que todos os objetivos propostos foram integralmente ou parcialmente cumpridos, tendo-se ajustado a abordagem metodológica sempre que tal se revelou mais eficaz para atingir os resultados pretendidos. A dissertação culmina, assim, numa solução funcional, explorável, e metodologicamente sólida para a análise de discurso deliberativo mediado por tecnologia.

## **6.2 Resposta às Questões de Investigação**

A pesquisa e desenvolvimento desta dissertação de mestrado levou às seguintes conclusões sobre as questões de investigação anteriormente levantadas:

### **1. Como podem ser identificadas e extraídas motivações implícitas em comentários de debates online de larga escala, recorrendo a LLMs?**

As motivações implícitas podem ser extraídas com recurso a LLMs através de uma abordagem baseada em engenharia de prompts e *few-shot learning*, onde os modelos são guiados por exemplos ilustrativos. A utilização de modelos com capacidade de raciocínio avançado (DeepSeek-R1, o4-Mini) revelou-se particularmente eficaz neste contexto, produzindo motivações mais coesas e menos dependentes de reformulações literais dos comentários. Esta abordagem mostrou-se escalável e adaptável a diferentes tópicos, permitindo a automatização da análise de conteúdo em debates de larga escala e fóruns de discussão política (Estado da arte e Resultados e Análise).

### **2. De que forma a representação explícita das motivações, associadas a argumentos, pode enriquecer o conhecimento extraído de discussões públicas em contextos de *e-democracy*?**

A associação explícita entre motivações e argumentos contribui significativamente para a interpretação mais profunda das posições assumidas pelos participantes. Ao não se limitar à identificação de opiniões ou argumentos isolados, a solução proposta permite compreender o *porquê* dos participantes defendem determinadas ideias, revelando necessidades, valores e prioridades individuais ou coletivas. Esta camada adicional de informação oferece aos decisores públicos e analistas de políticas uma perspetiva mais rica sobre os fatores que orientam a deliberação cidadã, possibilitando intervenções mais informadas, sensíveis ao contexto e ajustadas às reais preocupações dos cidadãos (Estado da arte e Representação Estrutural do Conhecimento).

### **3. Qual é o contributo da categorização das motivações por necessidades humanas na organização semântica e agregação de motivações extraídas de interações digitais?**

A categorização das motivações com base na teoria de Max-Neef introduz uma estrutura semântica que permite organizar, comparar e agregar as motivações de forma sistemática. Esta taxonomia, por ser universal e não hierárquica, revelou-se adequada para representar a diversidade de motivações expressas em contextos digitais, oferecendo um vocabulário comum que facilita a análise transversal entre discussões. Além disso, permitiu implementar um sistema de sumarização por categoria de necessidade, agregando motivações semelhantes e identificando padrões recorrentes em cada dimensão. Este contributo organizacional é essencial para lidar com o volume e complexidade de interações em contextos de *e-democracy*, facilitando a síntese e visualização de informação relevante para a tomada de decisão coletiva

(Representação Estrutural do Conhecimento, Sumarização de Motivações e Extrações, Sumarizações e Interface para Apoio à Decisão).

### 6.3 Cumprimento de Requisitos Funcionais e não Funcionais

Neste capítulo, é apresentado de que forma os requisitos funcionais e requisitos não funcionais foram cumpridos (Tabela 12 e Tabela 13, respetivamente):

Tabela 12 – Cumprimento de Requisitos Funcionais

Requisito	Cumprimento	Referência
Extração de argumentos a partir de linguagem natural	Implementado com LLMs e prompt estruturada	Sec. 3.5 e 4.4.1
Extração de motivações com base nos argumentos	Implementado <i>few-shot learning</i> na prompt	Sec. 3.5 e 4.4.2
Categorização das motivações segundo teoria psicológica (Max-Neef)	Utilizada como base teórica para classificação	Sec. 3.4, 3.5 e 4.4.2
Armazenamento das extrações de forma semântica	Representação em grafo de conhecimento com Neo4j	Sec. 3.6
Interface de exploração dos resultados	Interface em Streamlit com mapas de palavras, visualização por categoria, sumários	Sec. 5.1 e 5.2
Mecanismo de autoavaliação	Avaliação com LLMs segundo critérios definidos, com armazenamento estruturado em JSON	Sec. 4.6 e 5.2

Tabela 13 – Cumprimento de Requisitos Não Funcionais

Categoria	Requisito	Cumprimento	Referência
Desempenho	Processamento de 30 comentários em <20 minutos	Atingido com modelos otimizados (ex: LLaMA 3.1:8B, GPT-4o Mini)	Sec. 5.1

	Uso eficiente de recursos computacionais	Modelos adaptados ao hardware local e opção de execução remota	Sec. 4.4 e 5.15.2
	Arquitetura modular	Componentes modulares, alteráveis sem impactar o sistema	Sec. 3.3
Usabilidade	Geração de dados úteis à tomada de decisão	Visualização por categoria, argumentos, motivações e sumários	Sec. 5.1
	Interface simples e acessível	Interface Streamlit concebida para DMs não técnicos	Sec. 5.1 e 5.2
Confiabilidade	Execução local sem dependência externa (com exceção da API opcional)	Suporte a modelos via Ollama	Sec.
	Processo determinístico de extração e visualização	Pipeline padronizada, reproduzível por comentário/thread	Sec. 4.4, 5.1 e 5.2
	Armazenamento consistente de resultados de avaliação	Avaliações guardadas em JSON	Sec. 4.6
	Resultados guardados numa base de dados acessível remotamente	Uso de Neo4j alojado em serviço cloud	Sec. 3.6 e 4.4
Suporte	Código modular, extensível e adaptável	Organização em módulos independentes	Sec. 3.3
Restr. Impl.	Código desenvolvido em Python	Cumprido	Global
Restr. Design	Recurso a modelos de linguagem	Cumprido (via Ollama/OpenAI API)	Global
Restr. Física	Consideração dos requisitos de hardware para execução local	Análise dos tempos de resposta e desempenho por modelo	Sec. 4.4 e 5.1

## 6.4 Implicações dos Resultados

Os resultados obtidos reforçam a viabilidade de aplicar técnicas de extração argumentativa e motivacional baseadas em *few-shot learning*, suportadas por teorias de necessidades humanas, como instrumento de apoio à análise de deliberação pública. A organização semântica das motivações segundo o modelo de Max-Neef permite estruturar o conteúdo de forma mais interpretável e identificar padrões de necessidades recorrentes. Esta capacidade de sintetizar o discurso não apenas melhora a compreensão das posições individuais, como pode também apoiar decisores na identificação de preocupações coletivas, contribuindo para processos participativos mais informados e inclusivos. A existência de uma componente de avaliação automática, ainda que não formalizada, abre caminho para soluções mais autónomas e iterativas. Por fim, a possibilidade de obter resultados competitivos com modelos locais evidencia o potencial da abordagem para contextos institucionais com restrições de custo, privacidade ou infraestrutura.

## 6.5 Limitações do Sistema Desenvolvido

Apesar dos contributos alcançados, o sistema desenvolvido apresenta algumas limitações que importa reconhecer. Em primeiro lugar, a qualidade das extrações é altamente dependente dos modelos de linguagem utilizados, o que introduz variabilidade nos resultados consoante o modelo escolhido e os recursos computacionais disponíveis. Modelos menos competentes tendem a produzir extrações mais superficiais ou inconsistentes, o que pode comprometer a utilidade analítica da solução. Além disso, a avaliação das extrações, embora útil em contexto exploratório, não segue um protocolo de validação formalmente reconhecido, o que limita a comparabilidade dos resultados com outras abordagens da literatura. A ausência de anotação humana também impossibilita, para já, uma medição precisa da exatidão das motivações identificadas. Por fim, a escolha de uma única teoria motivacional — ainda que robusta — restringe a análise a uma perspetiva específica das necessidades humanas, podendo deixar de fora outras dimensões relevantes do discurso cidadão.

## 6.6 Trabalho Futuro

Embora a solução desenvolvida tenha demonstrado resultados promissores na identificação e representação de motivações em contextos de deliberação digital, existem diversas direções possíveis para a sua evolução e consolidação futura.

Uma primeira linha de desenvolvimento passa pela integração da solução em contextos reais de participação cívica, como plataformas institucionais de *e-democracy* ou ferramentas de consulta pública. Esta integração permitiria validar o sistema em ambientes com dados especificamente gerados para o efeito de *e-democracy*, oferecendo oportunidades de adaptação à escala e utilidade prática para decisores e analistas de políticas públicas.

Do ponto de vista técnico, o sistema poderá beneficiar de modelos de linguagem mais avançados e especializados, seja através da afinação (*fine-tuning*) de modelos locais com dados específicos de deliberação online, seja pelo uso de modelos mais recentes e puramente mais eficientes.

No plano conceptual, existe margem para aprofundar a aplicação da teoria de Max-Neef, nomeadamente através da incorporação da noção de *satisfiers* — os meios concretos através dos quais as necessidades humanas são realizadas. Esta dimensão permitiria enriquecer ainda mais a representação motivacional, ao captar não apenas *o que* motiva os indivíduos, mas também *como* pretendem satisfazer essas motivações. Alternativamente, poderia ser explorada a integração de outras teorias motivacionais complementares, como a Self-Determination Theory (SDT), que distingue entre tipos de motivação intrínseca e extrínseca, possibilitando uma avaliação da "qualidade" da motivação expressa nos argumentos.

Por fim, a componente de validação poderá ser alvo de refinamento. Para além da introdução de métricas mais formais ou híbridas, poderá ser estudada a viabilidade de uma arquitetura multiagente, onde múltiplos modelos atuam como avaliadores especializados — por exemplo, agentes distintos responsáveis por avaliar a clareza do argumento, a plausibilidade da motivação ou a adequação semântica da categorização. Estes agentes poderiam interagir ou votar entre si, reduzindo a influência de um único modelo e permitindo uma validação mais robusta, interpretável e resistente a enviesamentos específicos. Adicionalmente, num cenário em que a solução já estivesse implementada, poderiam ser incorporados questionários aos utilizadores sobre as extracções de um modelo, ou simplesmente uma pergunta pop-up na interface para perguntar se o argumento e motivação extraídos são os que o utilizador queria

expor no seu comentário, gerando informação humana para automatizar testes de ROUGE e BERTScore. Por fim, poderão ser implementados estes passos de validação adicionais à componente de sumarização.

## 6.7 Contribuições Científicas

Além das contribuições técnicas e metodológicas descritas ao longo deste trabalho, esta investigação deu origem à submissão de um artigo no Workshop **Artificial Intelligence for Democracy – AIDEM 2025**<sup>14</sup>, incluído na conferência **European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases – ECML PKDD**<sup>15</sup> realizada sob a alçada do ISTI-CNR. O artigo foi desenvolvido em coautoria com Ricardo Costa, colega do ISEP, intitulada de *“Extracting Arguments and Motivations in Large-Scale Group Decision-Making: An approach using Large Language Models and Knowledge Graphs”*, no âmbito de projetos de investigação convergentes. A proposta submetida tem como foco a aplicação de LLMs em contextos de deliberação digital, explorando duas vertentes complementares: por um lado, a **extração e agrupamento (clustering) de argumentos** expressos em discussões online, e a **identificação e categorização de motivações humanas subjacentes a argumentos** com base na teoria de Max-Neef, no qual se enquadra o desenvolvimento desta dissertação. Esta submissão teve origem na crença do potencial técnico-científico da solução desenvolvida, bem como o esforço de colaboração e disseminação de conhecimento no domínio da *e-democracy* e da análise computacional do discurso.

## 6.8 Considerações Finais

O trabalho desenvolvido nesta dissertação procurou responder a um desafio complexo: compreender de forma estruturada as motivações que sustentam os discursos dos cidadãos em contextos de deliberação digital. Ao incorporar o conjunto de tecnologias e conceitos mencionados ao longo desta dissertação, foi possível construir uma solução para auxiliar a tomada de decisão em larga escala, ao considerar as motivações de vastos grupos de indivíduos.

---

<sup>14</sup> <https://aidem2025.isti.cnr.it>

<sup>15</sup> <https://ecmlpkdd.org/2025/>

Mais do que os resultados individuais de cada extração, o valor da solução reside na arquitetura proposta, na sua modularidade, adaptabilidade e potencial de integração em cenários reais de participação democrática. Numa altura em que a interação entre cidadãos e instituições se faz cada vez mais através de meios digitais, acredita-se que esta investigação oferece um contributo relevante para aproximar a tecnologia da compreensão genuína das vozes públicas. O percurso traçado neste trabalho não é definitivo, mas representa um ponto de partida sólido para futuras explorações, desenvolvimentos e aplicações neste domínio em evolução.

# Referências

Abu-Salih, B., Al-Tawil, M., Aljarah, I., Faris, H., Wongthongtham, P., Chan, K. Y., & Beheshti, A. (2020). Relational Learning Analysis of Social Politics using Knowledge Graph Embedding. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 35(4), 1497–1536. <https://doi.org/10.1007/s10618-021-00760-w>

Ackerman, C. E. (2018, June 21). *Self Determination Theory and How It Explains Motivation*. <https://positivepsychology.com/self-determination-theory/>

alexthomas93. (2025). *langchain/docs/docs/integrations/graphs/neo4j\_cypher.ipynb at master · langchain-ai/langchain · GitHub*. [https://github.com/langchain-ai/langchain/blob/master/docs/docs/integrations/graphs/neo4j\\_cypher.ipynb](https://github.com/langchain-ai/langchain/blob/master/docs/docs/integrations/graphs/neo4j_cypher.ipynb)

Amatriain, X. (2024). *Prompt Design and Engineering: Introduction and Advanced Methods*. <https://arxiv.org/pdf/2401.14423>

Anuyah, S., Bolade, E., & Agbaakin, O. (2024). *Understanding Graph Databases: A Comprehensive Tutorial and Survey*. <https://arxiv.org/pdf/2411.09999v1>

Becker, J., Wahle, J. P., & Gipp, B. (2024). Text Generation: A Systematic Literature Review of Tasks, Evaluation, and Challenges. *Proceedings of Make Sure to Enter the Correct Conference Title from Your Rights Confirmation Email (Conference Acronym 'XX)*, 1. <https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX>

Becker, T. (2007). *Encyclopedia of Digital Government: Teledemocracy*. <https://doi.org/10.4018/978-1-59140-789-8.ch232>

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *FACCT 2021 - Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610–623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>

Benlahcene, A., Awang, H., Mansor, N. S., Nadzir, M. M., Yamin, F. M., & Haruna, I. U. (2024). Citizens' E-participation through E-government services : a systematic literature review. *Cogent Social Sciences*, 10. <https://doi.org/10.1080/23311886.2024.2415526>

Brockman, G., Murati, M., Welinder, P., & OpenAI. (2020, June 11). *OpenAI API*. <https://openai.com/blog/openai-api>

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems, 2020-December*. <https://arxiv.org/abs/2005.14165v4>

- Budzynska, K., & Villata, S. (2016). *Argument Mining*. [www.i3s.unice.fr/](http://www.i3s.unice.fr/)
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2013). New avenues in opinion mining and sentiment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15–21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.30>
- Chadwick, A. (2018, December 17). *E-democracy | Political Science & Technology | Britannica*. <https://www.britannica.com/topic/e-democracy>
- Change My View (CMV)*. (2025). <https://www.reddit.com/r/changemyview/>
- Chen, B., Zhang, Z., Langrené, N., & Zhu, S. (2025). *Unleashing the potential of prompt engineering for large language models*. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101260>
- Chen, G., Cheng, L., Tuan, L. A., & Bing, L. (2023). *Exploring the Potential of Large Language Models in Computational Argumentation*. <http://arxiv.org/abs/2311.09022>
- Cinelli, L. P., Marins, M. A., da Silva, E. A. B., & Netto, S. L. (2021). Variational methods for machine learning with applications to deep networks. In *Variational Methods for Machine Learning with Applications to Deep Networks*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-70679-1>
- Congge, U., Guillamón, M. D., Nurmandi, A., Salahudin, & Sihidi, I. T. (2023). Digital democracy: A systematic literature review. *Frontiers in Political Science*, 5, 972802. <https://doi.org/10.3389/FPOS.2023.972802/BIBTEX>
- Council of Europe. (2009). *Recommendation CM/Rec(2009)1 of the Committee of Ministers to member states on electronic democracy (e-democracy)*. [http://www.coe.int/t/dgap/democracy/Activities/GGIS/CAHDE/2009/RecCM2009\\_1\\_and\\_Accomp\\_Docs/Recommendation%20CM\\_Rec\\_2009\\_1E\\_FINAL\\_PDF.pdf](http://www.coe.int/t/dgap/democracy/Activities/GGIS/CAHDE/2009/RecCM2009_1_and_Accomp_Docs/Recommendation%20CM_Rec_2009_1E_FINAL_PDF.pdf)
- Cristóvam, J. S. da S., & Lagos, L. B. G. (2022). Plataformas digitais para pesquisa de satisfação dos usuários de serviços públicos: uma análise dos seus possíveis desafios: Digital platforms for public service user satisfaction survey: an analysis of its possible challenges. *International Journal of Digital Law*, 3(1), 69–87. <https://doi.org/10.47975/IJDL.CRISTOVAM.V.3.N.1>
- Crocker, H. (2025, April 2). *Maslow's Hierarchy of Needs*. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Maslow%27s\\_Hierarchy\\_of\\_Needs\\_Diagram.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Maslow%27s_Hierarchy_of_Needs_Diagram.png)
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior. *Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7>
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human*

*Language Technologies - Proceedings of the Conference*, 1, 4171–4186.

<https://arxiv.org/abs/1810.04805v2>

Ding, R. X., Palomares, I., Wang, X., Yang, G. R., Liu, B., Dong, Y., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2020). Large-Scale decision-making: Characterization, taxonomy, challenges and future directions from an Artificial Intelligence and applications perspective. *Information Fusion*, 59, 84–102. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.01.006>

Dric Sœur, C., Deneubourg, J.-L., Petit, O., & Ravasi, T. (2012). *From Social Network (Centralized vs. Decentralized) to Collective Decision-Making (Unshared vs. Shared Consensus)*. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0032566>

Ehrlinger, L., & Wöß, W. (2016). *Towards a Definition of Knowledge Graphs*. <http://www.semantic-web-journal.net/content/>

Eisenstein, J. (2013). *What to do about bad language on the internet*. Association for Computational Linguistics. [https://doi.org/10.1162/COLI\\_a\\_00132](https://doi.org/10.1162/COLI_a_00132)

Euchner, J. (2023). Generative AI. *Research-Technology Management*, 66(3), 71–74. <https://doi.org/10.1080/08956308.2023.2188861>

European Commission. (2023). *COMMUNICATION FROM THE COMMISSION TO THE EUROPEAN PARLIAMENT, THE COUNCIL, THE EUROPEAN ECONOMIC AND SOCIAL COMMITTEE AND THE COMMITTEE OF THE REGIONS on Defence of Democracy*. [https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/protecting-democracy\\_en](https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/protecting-democracy_en)

European Commission. (2025a). *Conference on the Future of Europe - European Commission*. [https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/conference-future-europe\\_en](https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/new-push-european-democracy/conference-future-europe_en)

European Commission. (2025b). *Have your say - Public Consultations and Feedback*. [https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say_en)

European Commission. (2025c). *Industrial Decarbonisation Accelerator Act - speeding up decarbonisation*. [https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say/initiatives/14505-Industrial-Decarbonisation-Accelerator-Act-speeding-up-decarbonisation\\_en](https://ec.europa.eu/info/law/better-regulation/have-your-say/initiatives/14505-Industrial-Decarbonisation-Accelerator-Act-speeding-up-decarbonisation_en)

European Parliament. (2020). *LEGISLATIVE TRAIN 05.2025 6 A NEW PUSH FOR EUROPEAN DEMOCRACY, EUROPEAN DEMOCRACY ACTION PLAN - Q4 2020*. <https://www.europarl.europa.eu/legislative-train/theme-a-new-push-for-european-democracy/file-european-democracy-action-plan>

European Union. (2025a). *European Citizens' Initiative*. [https://citizens-initiative.europa.eu/\\_en](https://citizens-initiative.europa.eu/_en)

European Union. (2025b). *Participate, interact, vote - your rights | European Union*.  
[https://european-union.europa.eu/live-work-study/participate-interact-vote\\_en?utm\\_source=chatgpt.com](https://european-union.europa.eu/live-work-study/participate-interact-vote_en?utm_source=chatgpt.com)

Garcia-Zamora, D., Labella, A., Ding, W., Rodriguez, R. M., & Martinez, L. (2022). Large-Scale Group Decision Making: A Systematic Review and a Critical Analysis. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 9(6), 949–966. <https://doi.org/10.1109/JAS.2022.105617>

Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Networks. *Science Robotics*, 3(January), 2672–2680. <https://arxiv.org/abs/1406.2661v1>

Goyal, P. (2021). A STUDY OF DIMENSIONS OF SOCIAL MEDIA IMPACTING LIFESTYLE IN COVID PANDEMIC. *ICTACT Journal on Management Studies*, 7(3), 1438–1442.  
<https://doi.org/10.21917/ijms.2021.0206>

Grady, R., & Caswell, D. (1987). *Software metrics : establishing a company-wide program*. Englewood Cliffs, N.J. : Prentice-Hall.  
<https://archive.org/details/softwaremetricse00grad/page/158/mode/2up>

Gray, G. M., Zirikly, A., Ahumada, L. M., Rouhizadeh, M., Richards, T., Kitchen, C., Foroughmand, I., & Hatef, E. (2023). Application of natural language processing to identify social needs from patient medical notes: development and assessment of a scalable, performant, and rule-based model in an integrated healthcare delivery system. *JAMIA Open*, 6(4). <https://doi.org/10.1093/JAMIAOPEN/OOAO085>,

Hacker Kenneth L, & van Dijk Jan. (2000). *Digital Democracy: Issues of Theory and Practice* (SAGE Publications, Ed.).

Hennen, L., Van Keulen, I., Korthagen, I., Aichholzer, G., Lindner, R., Rasmus, , & Nielsen, Ø. (2020). *European E-Democracy in Practice* (Hennen Leonhard, Keulen Ira van, Korthagen Iris, Aichholzer Georg, Lindner Ralf, & Nielsen Rasmus Øjvind, Eds.). Springer Open.  
<http://www.springer.com/series/16070>

Herrera-Viedma, E., Herrera, F., & Chiclana, F. (2002). A Consensus Model for Multiperson Decision Making With Different Preference Structures. *SYSTEMS AND HUMANS*, 32(3).  
<https://doi.org/10.1109/TSMCA.2002.802821>

Hugging Face. (2025a). *deepseek-ai/DeepSeek-R1-0528-Qwen3-8B · Hugging Face*.  
<https://huggingface.co/deepseek-ai/DeepSeek-R1-0528-Qwen3-8B>

Hugging Face. (2025b). *Hugging Face – The AI community building the future*.  
<https://huggingface.co/>

Hugging Face. (2025c). *Models - Hugging Face*. <https://huggingface.co/models>

- Ji, S., Pan, S., Cambria, E., Marttinen, P., & Yu, P. S. (2022). A Survey on Knowledge Graphs: Representation, Acquisition, and Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(2), 494–514. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3070843>
- Jing, Z., Su, Y., Han, Y., Yuan, B., Xu, H., Liu, C., Chen, K., & Zhang, M. (2024). *When Large Language Models Meet Vector Databases: A Survey*. <https://arxiv.org/abs/2402.01763v3>
- Johnson, J., Douze, M., & Jegou, H. (2017). Billion-scale similarity search with GPUs. *IEEE Transactions on Big Data*, 7(3), 535–547. <https://doi.org/10.1109/TBDATA.2019.2921572>
- Joshi, A., Bhattacharyya, P., & Carman, M. J. (2017). Automatic Sarcasm Detection. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 50(5). <https://doi.org/10.1145/3124420>
- Kaddour, J., Harris, J., Mozes, M., Bradley, H., Raileanu, R., & McHardy, R. (2023). *Challenges and Applications of Large Language Models*. <https://arxiv.org/pdf/2307.10169>
- Karras, T., Laine, S., & Aila, T. (2018). A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(12), 4217–4228. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.2970919>
- Kau, A., He, X., Nambissan, A., Astudillo, A., Yin, H., & Aryani, A. (2024). *Combining Knowledge Graphs and Large Language Models*. <https://arxiv.org/abs/2407.06564v1>
- Kenrick, D. T., Griskevicius, V., Neuberg, S. L., & Schaller, M. (2010). Renovating the pyramid of needs: Contemporary extensions built upon ancient foundations. *Perspectives on Psychological Science*, 5(3), 292–314. <https://doi.org/10.1177/1745691610369469/FORMAT/EPUB>
- Khandelwal, N. (2016, February 2). *Maslow's Hierarchy of Needs vs. The Max Neef Model of Human Scale development | by Neha Khandelwal | Medium*. <https://medium.com/@hwabtnoname/maslow-s-hierarchy-of-needs-vs-the-max-neef-model-of-human-scale-development-9ebebeabb215>
- Kim, J. (2008). A model and case for supporting participatory public decision making in e-democracy. *Group Decision and Negotiation*, 17(3), 179–193. <https://doi.org/10.1007/S10726-007-9075-9/METRICS>
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes. *2nd International Conference on Learning Representations, ICLR 2014 - Conference Track Proceedings*. <https://doi.org/10.61603/ceas.v2i1.33>
- Lawrence, J., & Reed, C. (2019). Argument Mining: A Survey. *Computational Linguistics*, 45(4), 765–818. [https://doi.org/10.1162/COLI\\_A\\_00364](https://doi.org/10.1162/COLI_A_00364)
- Lazar, S., & Manuali, L. (2024). *Can LLMs advance democratic values?* <https://arxiv.org/abs/2410.08418v2>

- Lembcke Oliver W., Ritzi Claudia, & Schaal Gary S. (2016). Zeitgenössische Demokratietheorie. Band 2: Empirische Demokratietheorien. In Schaal Gary S., Ritzi Claudia, & Lembcke Oliver W. (Eds.), *Zeitgenössische Demokratietheorie*. Springer Fachmedien Wiesbaden.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-06363-4>
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., Stoyanov, V., & Allen, P. G. (2019). *RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*. <https://arxiv.org/abs/1907.11692v1>
- Maslow, A. H. (1954). Motivation and personality. In *Motivation and personality*. Harpers.
- Mateos, A., Jiménez-Martín, A., Mateos, A., Jiménez-Martín, A, Ríos-Insua, S, & Ríos-Insua, S. (2015). A Group Decision-Making Methodology with Incomplete Individual Beliefs Applied to e-Democracy Sixto Ríos-Insua. *Group Decision and Negotiation*, 24, 633–653.  
<https://doi.org/10.1007/s10726-014-9401-y>
- Max-Neef, M., Hevia, A., & Hopenhayn, M. (1989). Human scale development: An option for the future. *Development Dialogue*, 1, 7–80.
- McLuhan Marshall. (1964). *Understanding media: The extensions of man*.
- Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(6).  
<https://doi.org/10.1145/3457607>
- Neo4j. (2025). *Fully Managed Graph Database Service | Neo4j AuraDB*.  
<https://neo4j.com/product/auradb/>
- Ollama. (2025a). *deepseek-r1*. <https://ollama.com/library/deepseek-r1>
- Ollama. (2025b). *library*. <https://ollama.com/library>
- OpenAI. (2025a). *API Reference - OpenAI API*. <https://platform.openai.com/docs/api-reference/introduction>
- OpenAI. (2025b). *Models - OpenAI API*. <https://platform.openai.com/docs/models>
- OpenAI. (2025c). *Pricing - OpenAI API*. <https://platform.openai.com/docs/pricing>
- Pal, A. (2024). *Awesome-Prompt-Engineering*. <https://github.com/prompts-lab/Awesome-Prompt-Engineering>
- Palomares, I., Martínez, L., & Herrera, F. (2014). A Consensus Model to Detect and Manage Noncooperative Behaviors in Large-Scale Group Decision Making. *IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS*, 22(3). <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2013.2262769>
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. In *Foundations and Trends in Information Retrieval* (Vol. 2, Issue 2).

Parliamentary Office of Science and Technology. (2009). *Postnote n° 321: E-Democracy*. <https://www.parliament.uk/globalassets/documents/post/postpn321.pdf>

Patel, H., & Parmar, S. (2024). *Prompt Engineering For Large Language Model*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.11549.93923>

*Political Discussion*. (2025). <https://www.reddit.com/r/PoliticalDiscussion/>

Politics Forum. (2025). *Politics Forum.org | PoFo - Index page*. <https://www.politicsforum.org/forum/>

Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I. (2019). *Language Models are Unsupervised Multitask Learners*. <https://github.com/codelucas/newspaper>

Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., Zhou, Y., Li, W., & Liu, P. J. (2019). Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. *Journal of Machine Learning Research*, 21, 1–67. <https://arxiv.org/abs/1910.10683v4>

Rashkin, H., Bosselut, A., Sap, M., Knight, K., & Choi, Y. (2018). Modeling Naive Psychology of Characters in Simple Commonsense Stories. *ACL 2018 - 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference (Long Papers)*, 1, 2289–2299. <https://doi.org/10.18653/v1/P18-1213>

Rathwad, G., Yadav, P., & Jain, J. (2024). Generative AI: Shaping the Future While Disrupting the Present. *IJFMR - International Journal For Multidisciplinary Research*, 6(5). <https://www.ijfmr.com/research-paper.php?id=28085>

Regulation (EU) 2016/679. (2016). *Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation)*. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj>

Regulation (EU) 2024/1689. (2024). *Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance)*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A32024R1689>

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). *Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being Self-Determination Theory*. <https://doi.org/10.1037/110003-066X.55.1.68>

Saravia, E. (2022). *Prompt-Engineering-Guide: 🍌 Guides, papers, lecture, notebooks and resources for prompt engineering*. <https://github.com/dair-ai/Prompt-Engineering-Guide>

Somekh, Bridget. (2006). *Action research : a methodology for change and development*. Open University Press.

Stegeman, J. (2024, July 22). *What Is a Knowledge Graph? - Neo4j Graph Database & Analytics*. <https://neo4j.com/blog/what-is-knowledge-graph/>

Tang, M., & Liao, H. (2021). From conventional group decision making to large-scale group decision making: What are the challenges and how to meet them in big data era? A state-of-the-art survey. *Omega*, *100*, 102141. <https://doi.org/10.1016/J.OMEGA.2019.102141>

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems, 2017-December*, 5999–6009. <https://arxiv.org/abs/1706.03762v7>

Vincent, J. (2025, January 28). *The DeepSeek panic reveals an AI world ready to blow*. The Guardian. [https://www.theguardian.com/commentisfree/2025/jan/28/deepseek-r1-ai-world-chinese-chatbot-tech-world-western?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.theguardian.com/commentisfree/2025/jan/28/deepseek-r1-ai-world-chinese-chatbot-tech-world-western?utm_source=chatgpt.com)

Vondrick, C., Oktay, D., Pirsiavash, H., & Torralba, A. (2014). Predicting Motivations of Actions by Leveraging Text. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-December*, 2997–3005. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.327>

Wahba, M. A., & Bridwell, L. G. (1976). Maslow reconsidered: A review of research on the need hierarchy theory. *Organizational Behavior and Human Performance*, *15*(2), 212–240. [https://doi.org/10.1016/0030-5073\(76\)90038-6](https://doi.org/10.1016/0030-5073(76)90038-6)

Wang, Y., Gao, J., & Liu, H. (2025). A large-scale group decision making method with text mining and probabilistic linguistic complementation for energy transition path assessment. *Renewable Energy*, *239*. <https://doi.org/10.1016/J.RENENE.2024.122169>

Weng, L. (2023, March 15). *Prompt Engineering*. <https://lilianweng.github.io/posts/2023-03-15-prompt-engineering/>

Xie, Y., Hu, Y., Peng, W., Bi, G., & Xing, L. (2022). COMMA: Modeling Relationship among Motivations, Emotions and Actions in Language-based Human Activities. *Proceedings - International Conference on Computational Linguistics, COLING, 29*(1), 163–177. <https://arxiv.org/pdf/2209.06470>

Xu, A., Pathak, E., Wallace, E., Gururangan, S., Sap, M., & Klein, D. (2021). Detoxifying Language Models Risks Marginalizing Minority Voices. *NAACL-HLT 2021 - 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Proceedings of the Conference*, 2390–2397. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.naacl-main.190>

Yang, M. (2025). *GitHub - ollama/ollama: Get up and running with Llama 3.3, DeepSeek-R1, Phi-4, Gemma 3, Mistral Small 3.1 and other large language models.*

<https://github.com/ollama/ollama>

Zhang, H., Liang, H., Zhang, Y., Zhan, L., Wu, X. M., Lu, X., & Lam, A. Y. S. (2022). Fine-tuning Pre-trained Language Models for Few-shot Intent Detection: Supervised Pre-training and Isotropization. *NAACL 2022 - 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Proceedings of the Conference*, 532–542. <https://doi.org/10.18653/V1/2022.NAACL-MAIN.39>

Zhang, W., Deng, Y., Liu, B., Pan, S. J., & Bing, L. (2023). Sentiment Analysis in the Era of Large Language Models: A Reality Check. *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024 - Findings*, 3881–3906. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-naacl.246>

Zhang, Y., Ni, A., Mao, Z., Henry Wu, C., Zhu, C., Deb, B., Awadallah, A. H., Radev, D., & Zhang, R. (2022). SummN: A Multi-Stage Summarization Framework for Long Input Dialogues and Documents. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), 1*, 1592–1604. <https://doi.org/10.18653/V1/2022.ACL-LONG.112>

Zhang, Z., Guo, C., & Martínez, L. (2017). Managing Multigranular Linguistic Distribution Assessments in Large-Scale Multiattribute Group Decision Making. *SYSTEMS*, 47(11), 3063. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2560521>



## 7 Apêndice

### **Apêndice A – Comentário artificial “dummy”**

*“I'm writing to express my strong opposition to the proposed international airport near our neighbourhood. As someone who lives in close proximity to the site, I'm deeply concerned about the impact this will have on our daily lives, environment, and quality of life.*

*The constant noise from planes, helicopters, and other aircraft will be unbearable, disrupting my ability to enjoy my own home and neighbourhood. The risk of accidents, plane crashes, or other emergencies is too high to ignore, putting our safety at risk.*

*I'm also worried about the traffic congestion it will bring, leading to longer commute times and higher fuel costs for our cars. Not to mention the environmental impact on our natural habitats, local wildlife, and water sources.*

*We should explore alternative locations for this airport that would have less of an impact on our community. Our homes, families, and way of life deserve better than to be sacrificed at the altar of progress.*

*I urge all my fellow residents to speak out against this proposal and join me in advocating for a more sustainable and community-friendly solution. Let's work together to protect our neighbourhood and preserve the quality of life we deserve!”*

## Apêndice B – Prompts

### Apêndice B1 – Prompt de Extração para Argumentos e definição de chain

Your task is to extract **complete arguments** expressed **explicitly** in the current comment below.

An **argument** consists of:

- A clear opinion, preference, or claim (the *thesis*), and
- A reason, explanation, or consequence that supports it (*justification*).

Do **not** split one argument into several – combine related parts into a single argument.

Do **not** extract vague or generic observations that are not reasoned claims.

Only extract what is clearly expressed in the comment, even if context is provided.

Do **not** extract anything from the context – use it only to understand ambiguous terms **in the current comment**.

**If there are no arguments, return an empty list.**

Format:

```
{  
  "arguments": [  
    {"argument": "<argument text>"}  
  ]  
}
```

### CONTEXT (for reference only, do not extract arguments from here):  
{context}

### CURRENT COMMENT TO ANALYZE:  
\"\"\"{comment}\"\"\"

argument\_chain = argument\_extraction\_prompt | argument\_extractor

### Apêndice B2 – Prompt de Extração para Motivações e definição de chain

You are tasked with extracting underlying motivations for the given argument, based on Max-Neef's Fundamental Human Needs theory.

Each motivation should be:

1. A concise explanation of *why* the author may have made the argument.
2. Clearly linked to one or more Max-Neef categories.
3. Based only on the content of the argument – do not assume things not stated.

Each motivation must include one or more of the following Max-Neef categories:

1. **Subsistence** - e.g. health, food, physical needs.
2. **Protection** - e.g. safety, stability, environmental concerns.
3. **Affection** - e.g. family, love, empathy, community.
4. **Understanding** - e.g. knowledge, curiosity, critical thinking.
5. **Participation** - e.g. responsibility, involvement, civic engagement.
6. **Leisure** - e.g. enjoyment, relaxation, hobbies.
7. **Creativity** - e.g. design, innovation, artistic expression.
8. **Identity** - e.g. cultural pride, belonging, values.
9. **Freedom** - e.g. autonomy, fairness, personal choice.

### Examples:

- Argument: "Schools should teach more practical life skills like taxes or cooking."  
 → Motivation: "Wants education to be useful in real life." →  
 Category: `Understanding`, `Subsistence`

- Argument: "We need stricter laws to combat pollution."  
 → Motivation: "Concern about public health and environmental impact." → Category: `Protection`

Be careful not to confuse:

- "Leisure" with appreciation of design or aesthetics – prefer "Creativity" in such cases.

- "Identity" with general positive feelings – only use it when pride, culture, or sense of belonging are present.

If unsure, **do not assign a category**.

Please follow this JSON format exactly:

```
[
  {
    "description": "<motivation>",
    "max_neef_category": ["<category1>", ...]
  }
]
```

### CONTEXT (for reference only, do not extract motivations from here): {context}

Argument: "{argument}"

motivation\_chain = motivation\_extraction\_prompt | motivation\_extractor

## Apêndice B3 – Prompt para Avaliação de Extração

You are an evaluator specialized in assessing the credibility of automatic argument extraction from discussion comments.

Below is a comment and the extracted information by a language model:

Original Post:  
 "{comment\_text}"

Extracted:

- Argument: {argument}
- Motivations: {motivation}
- Max-Neef Categories: {categories}

Max-Neef Categories refer to fundamental human needs based on Manfred Max-Neef's Human Scale Development theory. Each motivation should reflect one or more of these needs:

1. **Subsistence** - physical health, food, shelter.
2. **Protection** - safety, care, social security.
3. **Affection** - relationships, love, friendship.
4. **Understanding** - curiosity, education, knowledge.
5. **Participation** - involvement, responsibility, belonging.
6. **Leisure** - rest, fun, play, recreation.
7. **Creativity** - innovation, self-expression, skills.
8. **Identity** - sense of self, belonging, cultural roots.
9. **Freedom** - autonomy, choice, equality.

The arguments are to be simple bullet points, and the motivations are to be simple phrases associated with the arguments. The Max-Neef Categories are a list of categories categorizing the motivations with Max-Neef's theory. **Not every category needs to be present in each case.**

Evaluate the following criteria:

1. Is the argument extraction coherent with the comment, reflecting the author's opinion?
2. Do the motivations seem like a plausible justification to why the author made the argument?
3. According to Max-Neef's Human Scale Development theory, do the categories accurately reflect the necessities associated with the defined motivations and arguments? How many categories are correctly identified?

Assign a score for each criterion, and write a brief feedback.

Respond in the following JSON format:

```
{
  "argument_extraction": 0-5,
  "motivation_plausibility": 0-5,
  "category_score": -1 || 0 || 1 ,
  "feedback": "Brief comment on strengths or weaknesses of the extraction.
Ideal max-neef categorization."
}
```

## Apêndice B4 – Prompt para Sumarização de Motivações

Your task is to process the following strands of text, containing the descriptions of various motivations, and summarize it.

Make a summarization of the most common themes and what was overall said.

You don't need to go too in depth, only enough to get the big picture.

The text comes from many users on the internet, on the context of a discussion forum.

Input:

```
\{\{motivations\}\}
```