



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS, TECNOLOGIA E SAÚDE - CAMPUS ARARANGUÁ
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Luis Henrique Herberts de Sousa

Um estudo sobre a classificação de argumentos usando tecnologias chatbots

Araranguá
2022

Luis Henrique Herberts de Sousa

Um estudo sobre a classificação de argumentos usando tecnologias chatbots

Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de Graduação em Engenharia de Computação do Centro de Ciências, Tecnologia e Saúde - Campus Araranguá da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Orientador: Prof. Alison R. Panisson, Dr.

Araranguá
2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Sousa, Luis Henrique Herberts de

Um estudo sobre a classificação de argumentos usando
tecnologias chatbots / Luis Henrique Herberts de Sousa ;
orientador, Alison R. Panisson, 2022.

20 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá,
Graduação em Engenharia de Computação, Araranguá, 2022.

Inclui referências.

1. Engenharia de Computação. 2. Inteligência Artificial.
3. Esquemas de Argumentação. 4. Tecnologias Chatbots. I.
Panisson, Alison R.. II. Universidade Federal de Santa
Catarina. Graduação em Engenharia de Computação. III. Título.

Luis Henrique Herberts de Sousa

Um estudo sobre a classificação de argumentos usando tecnologias chatbots

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Bacharel em Engenharia de Computação” e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Computação.

Araranguá, 13 de Dezembro de 2022.

Profa. Analúcia Schiaffino Morales, Dra.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Alison R. Panisson, Dr.
Orientador

Profa. Analúcia Schiaffino Morales, Dra.
Avaliadora
Instituição UFSC

Prof. Jim Lau, Dr.
Avaliador
Instituição UFSC

Um estudo sobre a classificação de argumentos usando tecnologias chatbots

Luis Henrique Herbets de Sousa*

Alison R. Panisson†

2022, December

Resumo

Chatbots são tecnologias bastante utilizadas na atualidade e estão apresentando cada vez mais comportamentos inteligentes. Em contraste, elas também são tecnologias novas, e ainda existe muito espaço para evolução. Existem muitas possibilidades de estudos para aprimorar essas tecnologias (ou integrar as mesmas com outras tecnologias), principalmente, na área de inteligência artificial (IA). IA é um campo do conhecimento que possui muita abrangência e tem recebido bastante atenção em relação ao seu desenvolvimento técnico e científico. Neste trabalho é proposto um estudo para verificar se tecnologias chatbot são capazes de classificar argumentos de acordo com os padrões de raciocínio utilizados para criá-los. Argumentação é uma das maiores características da inteligência humana e classificar argumentos de acordo com os vários esquemas de argumentação (padrões de raciocínio) é um importante passo para o desenvolvimento de interfaces de interação humano computador sofisticadas, onde um agente (chatbot) será capaz de envolver em interações mais sofisticadas, como processos de argumentação.

Palavras-chaves: Inteligência Artificial. Esquemas de Argumentação. Tecnologias Chatbots.

*luis.herbets@gmail.com

†alison.panisson@ufsc.br

A study about the classification of arguments using chatbot technologies

Luis Henrique Herbets de Sousa*

Alison R. Panisson†

2022, December

Abstract

Chatbots are technologies quite common these days, and they are becoming smarter. In contrast, chatbots are considered new technologies and there is still a lot of room for evolution. There are many possibilities for studies to improve these technologies (or integrate them with other technologies), mainly in the area of artificial intelligence (AI). AI is a field of knowledge that has a lot of scopes and has received a lot of attention in relation to its technical and scientific development. In this work, a study is proposed to verify if chatbot technologies are capable of classifying arguments according to the reasoning patterns used to create them. Argumentation is one of the greatest characteristics of human intelligence and classifying arguments according to the various argumentation schemes (reasoning patterns) is an important step towards the development of sophisticated human-computer interaction interfaces, where an agent (chatbot) will be able to engage in more sophisticated interactions, such as argumentation processes.

Key-words: Artificial Intelligence. Argumentation Schemes. Chatbot Technologies.

*luis.herbets@gmail.com

†alison.panisson@ufsc.br

1 Introdução

Argumentação constitui um dos maiores componentes da inteligência humana (DUNG, 1995). Argumentar permite que diferentes indivíduos troquem informações relevantes durante diálogos, possibilitando uma comunicação bastante rica e um alto nível de entendimento.

Quando se tem o interesse no desenvolvimento da área de Inteligência Artificial (IA) (sub-área da computação), a maior inspiração é o ser humano e esses fenômenos que emergem de sua inteligência. Neste contexto, existem iniciativas de desenvolver técnicas baseadas em argumentação em agentes inteligentes, ou seja, uma inteligência artificial capaz de comunicar (e raciocinar) usando argumentos (MAUDET; PARSONS; RAHWAN, 2006; RAHWAN; SIMARI, 2009; PANISSON; BORDINI, 2017; PANISSON; MCBURNEY; BORDINI, 2021).

Recentemente, a técnica de argumentação também tem sido utilizada como um método para agentes inteligentes fornecerem explicações (no contexto de IA explicável) para seres humanos sobre suas tomadas de decisão (ou sugestões de tomadas de decisão) (PANISSON; ENGELMANN; BORDINI, 2021). Essas direções possuem como principal objetivo o desenvolvimento de tecnologias que possibilitarão aplicações no contexto de inteligência híbrida (AKATA et al., 2020), onde humanos e agentes inteligentes trabalham juntos, compartilhando suas capacidades de inteligência, constantemente se comunicando para tomar decisões juntos.

Um desafio para atingir os objetivos ambiciosos dessas pesquisas são as interfaces de comunicação em linguagem natural. Entre esses desafios, a capacidade de um agente entender um argumento comunicado por um ser humano. Um dos passos para esse entendimento é desenvolver a capacidade de um agente classificar um argumento recebido de um ser humano de acordo com padrões comumente utilizados naquele domínio de aplicação, os chamados esquemas de argumentação (WALTON; REED; MACAGNO, 2008).

Esquemas de argumentação são padrões de raciocínio usados em domínios específicos ou gerais (WALTON; REED; MACAGNO, 2008), e eles estão ganhando cada vez mais atenção daqueles que estão interessados em explorar a vasta e rica área interdisciplinar entre argumentação e Inteligência Artificial (IA) (GIRLE et al., 2003). Entre os diversos motivos de interesse está a possibilidade de identificar tipos comuns de argumentos em discursos e conversas do dia-a-dia (WALTON; REED; MACAGNO, 2008), utilizando, por exemplo, *argument mining*, que também permite a identificação e extração automática de componentes e estruturas de um argumento (LAWRENCE; REED, 2020).

Também, esquemas de argumentação contém um grande potencial para resolver problemas de IA. Por exemplo, os trabalhos de (CARBOGIM; ROBERTSON; LEE, 2000; REED, 1997; WALTON, 2000) mostram que argumentação oferece um meio poderoso de lidar com problemas de raciocínio não monotônico, afastando-se de abordagens puramente dedutivas e monotônicas do raciocínio e em direção a técnicas presumíveis e derrotáveis.

Neste trabalho, será investigado tecnologias de interação humano-computador com o objetivo de classificar argumentos fornecidos por seres-humanos, em linguagem natural, de acordo com esquemas de argumentação (padrões de argumentos) utilizados naquele domínio de aplicação. Assim, a partir deste estudo e tecnologias desenvolvidas, argumentos podem ser retirados, entendidos e traduzidos de uma fala humana para um agente computacional, possibilitando avanços no desenvolvimento de aplicações no contexto de inteligência híbrida (AKATA et al., 2020).

Para alcançar essa comunicação constante e rica entre humano e máquina (que contextualiza a inteligência híbrida), torna-se indispensável que uma máquina (IA) seja capaz de entender argumentos comunicados por humanos.

Uma tecnologia com grande potencial para atingir essa necessidade são tecnologias chatbots, as quais estão sendo amplamente utilizadas por sua capacidade de comunicação muito próxima da comunicação humana. Dessa forma, considerando essa proximidade com a comunicação humana, a utilização de tecnologias chatbot como interface agente (IA) e humano possui grande compatibilidade.

Um chatbot é um software capaz de manter uma conversa com um usuário humano em linguagem natural, por meio de aplicativos de mensagens, sites, e outras plataformas digitais e interfaces de comunicação. Um dos elementos essenciais em um chatbot é a NLU (*Natural Language Understanding*), onde um chatbot é treinado para entender entradas do usuário em linguagem natural. Esse entendimento é resultado de um processo de classificação das entradas fornecidas pelo usuário de acordo com um conjunto de intenções do usuário que podem ser identificadas no domínio de aplicação correspondente, fazendo também a extração (e identificação) de entidades que são relevantes para entender aquela entrada do usuário.

Neste artigo, será investigado se tecnologias chatbots também fornecem suporte para a classificação de argumentos comunicados por seres humanos em linguagem natural nos esquemas de argumentação (padrões de argumentos), possibilitando um agente entender o significado daqueles argumentos.

Para este estudo serão utilizados 8 esquemas de argumentação, escolhidos de acordo com suas diferenças e complexidades, utilizados para treinamento do chatbot. A escolha focou em diferentes estruturas, para avaliar se o framework Rasa conseguiria ter um resultado positivo, mesmo com os diferentes tipos de esquemas de argumentação, conseguindo classificar argumentos (que são instâncias desses padrões de raciocínio) de maneira correta.

Este artigo é estruturado como segue. Na Seção 2 são apresentados os conceitos e tecnologias utilizados neste trabalho, compondo a fundamentação teórica do mesmo. Na seção 3 é descrito o funcionamento básico do framework Rasa, o qual foi utilizado para a implementação deste trabalho. Na seção 4 é detalhado o trabalho realizado, incluindo uma descrição das tecnologias utilizadas, detalhado-se os esquemas de argumentação utilizados e como foram elaborados os dois projetos que compõem a avaliação deste trabalho. Na seção 5 é discutido os resultados obtidos após modelagem do problema e treinamento do chatbot, incluindo representações gráficas para os resultados obtidos. Por fim, na seção 6, é exposto as conclusões alcançadas e também discutido possíveis direções futuras para este trabalho.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Esquemas de Argumentação

No artigo apresentado por (PANISSON; ENGELMANN; BORDINI, 2021), os autores propõem uma abordagem para desenvolver agentes explicáveis utilizando de técnicas com base em argumentação. Porém, para alcançar o desenvolvimento de aplicações no contexto de explicabilidade, como descrito na introdução deste documento, existe a necessidade de investigar interfaces de interação humano-computador, como por exemplo, tornar

possível que agentes computacionais entendam argumentos comunicados em linguagem natural por seres humanos. Seguindo o trabalho proposto pelos autores em (PANISSON; ENGELMANN; BORDINI, 2021), uma direção de investigação muito interessante é a utilização de esquemas de argumentação.

Esquemas de argumentação são padrões de raciocínio, utilizados para instanciar (criar) argumentos (WALTON; REED; MACAGNO, 2008). Esquemas de argumentação representam também formas de argumentos que são revogáveis, o que permite a implementação de mecanismos de raciocínio bastante sofisticados sobre informações incertas, incompletas e conflitantes (MAUDET; PARSONS; RAHWAN, 2006). Essas características são bastante valiosas quando se trata de classificar argumentos humanos em esquemas de argumentação (onde argumentos terão várias formas, terão omissão de informações, etc.).

Em inteligências artificiais, principalmente em sistemas multi-agentes, esquemas de argumentação tem sido utilizados para fornecer meios para que agentes inteligentes possam executar raciocínio sobre informações conflitantes ou incertas, obtendo conclusões com um sólido embasamento, e conseqüentemente, decisões bem suportadas (PANISSON; MCBURNEY; BORDINI, 2021). Esse processo de raciocínio utilizando argumentos consiste em um processo de raciocínio sofisticado de argumentação monológica. Por outro lado, na implementação de comunicação entre agentes inteligentes baseada em argumentação, argumentos são utilizados para que agentes justifiquem/suportem suas posições em diferentes tipos de diálogos (PANISSON; MCBURNEY; BORDINI, 2021).

Em diálogos baseados em argumentação, costuma-se destacar a ideia de que agentes podem explicar suas posições em um diálogo deliberado, ou ainda utilizar argumentos para convencer outros agentes em uma negociação, entre outras.

Por exemplo, abaixo temos o esquema de argumentação *role to know*:

*Um agente 'ag' possui o papel 'R', e o papel 'R' sabe coisas relacionadas ao domínio 'S' contendo uma proposição 'A' (**premissa maior**). 'ag' afirma que 'A' é verdade (**premissa menor**). Então 'A' pode ser considerado como verdade (**conclusão**).*

Um exemplo em linguagem natural, que caracteriza uma instância do esquema de argumentação apresentado acima é exemplificado abaixo:

Fernando é médico e sabe coisas relacionadas ao domínio sobre câncer (premissa maior). Fernando afirma que fumar causa câncer (premissa menor). Então concluímos que fumar causa câncer (conclusão).

Note que as variáveis *ag*, *R*, *S* e *A* são instanciadas por elementos do domínio de aplicação – {*ag* \mapsto Fernando, *R* \mapsto médico, *S* \mapsto câncer, *A* \mapsto fumar causa câncer} – instanciando aquele padrão de raciocínio. Note também que argumentos possuem uma breve variação do padrão de raciocínio considerado padrão e catalogado, o que se torna um desafio para o processo de classificação dos mesmos, bem como o reconhecimento de entidades específicas que foram utilizadas para instanciar o esquema de argumentação. Esses desafios são explorados neste trabalho.

2.2 Tecnologias Chatbots

Chatbots são softwares de inteligência artificial, que possuem habilidade em se comunicar com humanos através de modelos de interação humano-computador. Através de processamentos de linguagem natural. Essa comunicação pode ainda ser de forma escrita ou por voz.

Atualmente, chatbots são utilizados em muitas aplicações, de várias maneiras, atuando principalmente como uma interface de comunicação amigável com seres humanos. São tecnologias consideradas amigáveis exatamente por simular uma conversação natural durante diálogos com humanos.

Um chatbot pode responder por diretrizes pré-programadas ou fazer uso de Inteligência Artificial (IA) para aprender e adaptar suas respostas. Um chatbot que funciona por meio de um conjunto de diretrizes, ou regras, é um pouco mais limitado do que um chatbot com IA, pois só irá responder a um número definido de solicitações e compreender um determinado vocabulário já pré-definido na árvore criada de possíveis diálogos, e dessa forma, ele vai apresentar um comportamento inteligente somente se sua implementação foi feita de forma a apresentar esse comportamento.

Na atualidade, chatbots ganharam sua maior popularidade como ferramentas para substituir agentes humanos em tarefas, por exemplo, de atendimento ao consumidor. Posteriormente ganhando mais destaque como uma interface humano computador de aspectos mais gerais, com aplicações de integração com sistemas de inteligência artificial distribuída, com por exemplo (ENGELMANN et al., 2021c; ENGELMANN et al., 2021a).

A partir dessas integrações, e da contextualização anterior, é muito relevante estudar se tecnologias de interação humano computador como tecnologias chatbots são capazes de reconhecer, e em que nível de detalhamento, essas estruturas mais complexas de comunicação humana (recentemente aplicada também à agentes inteligentes), como argumentação.

Dessa forma, neste estudo, serão utilizadas tecnologias chatbot como forma de comunicação entre agentes e humano, investigando se as tecnologias chatbots fornecem suporte a identificação e detalhamento de argumentos comunicados por seres humanos para um agente inteligente, para que posteriormente o mesmo possa entender e processar esses argumentos proferidos por seres humanos em linguagem natural.

Existem diversas tecnologias chatbots disponíveis que poderiam ser utilizadas, como IBM Watson¹, DialogFlow², Rasa³. Neste trabalho será utilizado o *framework* Rasa, justificado pelas suas várias qualidades como, possuir uma documentação bem sólida, permitir importação do chatbot em sites e aplicativos, ser bastante customizável e ainda ser código livre (*open source*). Também, decidiu-se utilizar o Rasa, dado o desenvolvimento de integrações dessa tecnologia chatbot com plataformas de desenvolvimento de sistemas multiagentes (CUSTÓDIO, 2022). A próxima seção será dedicada para descrever o framework utilizado e as etapas necessárias para implementação de um chatbot.

¹ <<https://www.ibm.com/br-pt/products/watson-assistant>>

² <<https://dialogflow.cloud.google.com/>>

³ <<https://rasa.com/>>

3 Framework Rasa

O framework Rasa é um software de aprendizado de máquina de código livre para o desenvolvimento de chatbots capazes de conversações automatizadas de texto e voz. Rasa pode ser utilizado para automatizar interações humano-computador de inúmeras formas, como em websites até plataformas de mídias sociais.

O framework Rasa possui três principais funcionalidades, as quais são **processamento de linguagem natural**, **gerenciamento de diálogo**, e **integrações** com outros sistemas. Para este trabalho foi utilizado principalmente a funcionalidade de processamento de linguagem natural, a NLU, investigando se ela fornece meios para a classificação de argumentos⁴.

Existem dois componentes que nos interessam em relação a funcionalidade de processamento de linguagem natural para o desenvolvimento deste trabalho, que correspondem, ao treinamento da unidade de processamento de linguagem natural, e ao pipeline do chatbot que nos permite melhorar a performance do mesmo introduzindo, por exemplo, modelos de linguagem. Abaixo é descrito cada um desses tópicos.

3.1 Unidade de Processamento de Linguagem Natural

A Unidade de Processamento de Linguagem Natural (NLU) do framework Rasa provê de processamento de linguagem natural transformando mensagens de usuários em intenções e entidades para que chatbots possam compreender aquelas interações. Por exemplo, para que um chatbot desenvolvido com o Rasa possa entender um cumprimento proferido em linguagem natural, é necessário treinar o chatbot com um conjunto de exemplos de sentenças em linguagem natural que tenham aquele significado. Abaixo é demonstrado um exemplo dessa implementação:

```
- intent: cumprimento
  example: |
    - Olá
    - Oi
    - Boa tarde!
    - Bom dia
    - Boa noite
    - Hey
```

Dessa forma, qualquer cumprimento, sejam os apresentados acima ou variações dos mesmos, serão reconhecidos pelo chatbot como a intenção (*intent*) do usuário realizar um cumprimento.

Outro aspecto importante das tecnologias chatbots, relacionadas ao treinamento da unidade de processamento de linguagem natural, é a extração de entidades das interações proferidas pelo usuário. Por exemplo, em um contexto amplo de chatbots, é extremamente aconselhado que o chatbot tenha interações que estabelecem um link com o usuário, por exemplo, chamando o usuário pelo seu nome. Para isso, é necessário que ele seja capaz de extrair essa entidade – o nome do usuário – das interações com ele. Por exemplo, após o chatbot perguntar o nome do usuário, poderia-se utilizar a seguinte intenção para tratar a resposta do usuário e extrair a entidade “nome”:

⁴ As demais funcionalidades poderão ser exploradas no futuro, através da extensão deste trabalho.

```
- intent: informar_nome
  example: |
    - meu nome é [João](nome)
    - eu me chamo [Maria](nome)
    - [Juca](nome) é o meu nome
    - me chamam de [Mateus](nome)
    - Eu sou o [Thiago](nome)
```

A estrutura dos exemplos de treinamento para a marcação de entidades segue basicamente o modelo exemplo acima, onde a porção da sentença que representa uma entidade é marcada com colchetes, e o nome da entidade é anotado entre parênteses.

3.2 Pipeline

Dentro do Rasa, as mensagens recebidas são processadas por um sequência de componentes, estes são executados um após o outro em um processo chamado pipeline. A possibilidade de escolher um pipeline para a NLU permite customizar o modelo de chatbot e melhor adaptá-lo aos dados que serão utilizados no domínio de aplicação.

Quando nenhum pipeline é definido, o framework Rasa define um pipeline automaticamente, baseado na linguagem definida no arquivo de configuração do framework. Em contrapartida, é possível adicionar vários elementos ao pipeline, dependendo da necessidade do projeto.

Um desses elementos que podem ser utilizados é o *WhitespaceTokenizer*, que processa palavras separadas por espaço em branco. Outro exemplo de elemento, pode ser o *LexicalSyntacticFeaturizer*, que cria recursos para uma extração de entidade de uma mensagem, o elemento *LexicalSyntacticFeaturizer* pode ser configurado, para melhor extrair entidades de mensagens que são esperadas de um modelo criado.

Existem uma série de outros componentes que podem ser adicionados, como modelos de linguagem já pré-treinados do spaCy⁵, entre outros componentes.

4 Um estudo sobre o uso de tecnologias chatbots para reconhecer argumentos em linguagem natural

Reconhecer argumentos em linguagem natural é um passo muito importante no desenvolvimento de aplicações de inteligência artificial que vão interagir com seres humanos, em um contexto onde agentes (softwares inteligentes) e seres humanos vão trabalhar juntos na solução de problemas, o que tem sido contextualizado como inteligência híbrida (AKATA et al., 2020).

Já existem abordagens que desenvolvem esse tipo de interação entre agentes inteligentes e humanos, onde agentes utilizam argumentos (propriamente traduzidos para linguagem natural), para explicar suas conclusões (resultantes de seus processos de raciocínio) e tomadas de decisões para usuários humanos (PANISSON; ENGELMANN; BORDINI, 2021; FERREIRA et al., 2022), em aplicações como alocações de leitos hospitalares (ENGELMANN et al., 2021c), alocação de tarefas em grupos de colaboradores (SCHMIDT et al., 2016), controle de acesso a dados (PANISSON et al., 2018), entre outras. Esses

⁵ <<https://spacy.io/>>

trabalhos são desenvolvidos utilizando a plataforma de desenvolvimento de sistemas multi-agentes Jason (BORDINI; HÜBNER; WOOLDRIDGE, 2007), suportados pelo *framework* desenvolvido sobre essa plataforma e que dá suporte a utilização de técnicas de raciocínio e comunicação baseados em argumentação (PANISSON; MCBURNEY; BORDINI, 2021; PANISSON; BORDINI, 2020).

Porém, esses trabalhos contextualizam um lado da comunicação apenas, onde um agente inteligente é capaz de gerar e comunicar argumentos em linguagem natural, para um usuário humano. É necessário investigar como um agente inteligente seria capaz de, de fato, se envolver em um processo de argumentação com usuários humanos, possibilitando seus usuários contra argumentarem uma tomada de decisão explicada por ele, argumentarem sobre suas próprias conclusões, etc.

Neste contexto, já existem trabalhos que implementam interfaces com tecnologias bem conhecidas de processamento de linguagem natural, como as tecnologias chatbots. Entre essas interfaces, está o Dial4Jaca (ENGELMANN et al., 2021a; ENGELMANN et al., 2021b) e Rasa4Jaca (CUSTÓDIO, 2022) (em desenvolvimento), que implementam interfaces entre tecnologias chatbots, como o Dialogflow e Rasa, e a plataforma de desenvolvimento de agentes Jason (BORDINI; HÜBNER; WOOLDRIDGE, 2007).

Dessa forma, como um ponto inicial de investigação para a contextualização apresentada, no desenvolvimento de interfaces de comunicação em linguagem natural entre agentes inteligentes e usuários humanos, será investigado como tecnologias chatbots suportariam o reconhecimento de argumentos apresentados por seres humanos em linguagem natural, classificando os mesmos em padrões de raciocínio utilizados para construção de argumentos, os esquemas de argumentação.

Na presente seção será apresentado o estudo realizado, que objetivou avaliar se tecnologias chatbots fornecem os meios necessários para um agente inteligente (ou aqui referenciado como chatbot) reconhecer argumentos em linguagem natural, fornecendo um entendimento dessas estruturas complexas à um agente inteligente.

Para a finalidade do estudo, foram escolhidos e modelados 8 esquemas de argumentação extraídos do livro (WALTON; REED; MACAGNO, 2008) que serão apresentados abaixo. Para cada esquema, foram definidos 16 exemplos de argumentos utilizados para o treinamento da NLU, resultando em um dataset com 128 exemplos de sentenças em linguagem natural.

Os 8 esquemas de argumentação modelados são apresentados abaixo:

1. **Argumentation scheme role to know:** Esse esquema de argumentação é adaptado do esquema de argumentação *position to know* de (WALTON; REED; MACAGNO, 2008), pelo trabalho (PANISSON; ENGELMANN; BORDINI, 2021) e tem sua estrutura como apresentado abaixo:

Premissa Maior	O agente <i>Ag</i> está em posição de saber sobre coisas em um determinado domínio de assunto <i>S</i> contendo a proposição <i>Ar</i> .
Premissa Menor	<i>Ag</i> afirma que <i>Ar</i> é verdadeiro(falso).
Conclusão	<i>Ar</i> é verdadeiro(falso).

Um exemplo de argumento que corresponde a uma instância desse esquema de argumentação é apresentado abaixo:

[Joseph is a engineer](premise1) and [says bricks are better than blocks](premise2), so it can be concluded that [bricks are better than blocks](conclusion).

onde **premise1** seria a premissa maior devidamente anotada no exemplo, e **premise2** seria a premissa menor, e **conclusion** a conclusão.

2. **Argumentation scheme classification:** Esse esquema de argumentação foi extraído diretamente do livro (WALTON; REED; MACAGNO, 2008), tem sua estrutura mostrada abaixo, com seu respectivo exemplo:

Premissa Maior	Todos os <i>F</i> 's podem ser classificados como <i>G</i> 's.
Premissa Menor	<i>A</i> é um <i>F</i> .
Conclusão	Portanto, <i>A</i> é um <i>G</i> .

[All developers from Company X are senior developers](premise1). [Todd work at Company X](premise2), so [Todd is a Senior Developer](conclusion).

3. **Argumentation scheme sign:** Assim como o esquema de argumentação anterior, este, e também todos os próximos, são esquemas do livro (WALTON; REED; MACAGNO, 2008). Sua estrutura é apresentada abaixo, seguido de um exemplo de argumento instanciado dele:

Premissa Menor	Os dados representados como a afirmação <i>A</i> são verdadeiros nesta situação.
Premissa Maior	A afirmação <i>B</i> é geralmente indicada como verdadeira quando seu sinal <i>A</i> , é verdadeiro.
Conclusão	Portanto, <i>B</i> é verdadeiro.

[Here are some tracks](premise2) that [look like they were made by a bear](premise1). Therefore, [a bear possibly passed this way](conclusion).

4. **Argumentation scheme effect to cause:** sua estrutura e exemplo é apresentada abaixo:

Premissa 1	Geralmente, se <i>A</i> ocorrer, então <i>B</i> ocorrerá.
Premissa 2	Nesse caso, <i>B</i> de fato ocorreu.
Conclusão	Portanto, <i>A</i> presumivelmente ocorreu.

[Fred has high temperature](premise2). So, [Fred has a fever](conclusion).

Note que esse esquema possui apenas a premissa 2 e conclusão, que também foi uma adaptação do esquema original, a premissa 1 ainda serve como forma de entender e explicar a classificação do argumento, como ele funciona, e a premissa 2 que realmente está no argumento.

5. **Argumentation scheme threat:** Este esquema tem sua estrutura definida com 3 premissas, mostrado abaixo, juntamente com seu exemplo:

Premissa 1	Se você trazer A , consequências ruins B acontecerão.
Premissa 2	Estou em posição de causar B .
Premissa 3	Eu por meio desta, afirmo que B ocorrerá, se você provocar A .
Conclusão	Portanto, é melhor você não provocar A .

[If Jason bring a dog to this park](premise1) [he should pay a fee](premise2). [Jason can not afford this fee](premise3). [Therefore, is better for Jason that he does not bring a dog to the park](conclusion).

6. **Argumentation scheme guilt by association:** Sua estrutura e exemplo são apresentados abaixo:

Premissa	Ag é membro ou está associado ao grupo G , que deve ser moralmente condenado.
Conclusão	Portanto, Ag é uma pessoa moralmente má.

[Jake is a member of Mur Family, and all members of Mur family are killers](premise1). [Therefore, Jake is a killer](conclusion).

Esse esquema originalmente possui 2 conclusões, neste trabalho foi utilizado uma adaptação dele, em que apenas a conclusão 1 foi utilizada, pois a outra conclusão serve apenas como extensão da conclusão utilizada.

7. **Argumentation scheme positive/negative scheme for practical argument from analogy:** Esse esquema de argumentação é uma junção de dois, o positivo e negativo, porém como a diferença é apenas na polarização da frase, foi utilizado tanto exemplos positivos, como negativos. Sua estrutura é apresentada abaixo juntamente com exemplos de ambas as polaridades:

Premissa Maior	O certo a se fazer em $S1$ era realizar A .
Premissa Menor	$S2$ é semelhante a $S1$.
Conclusão	Portanto, a coisa certa a se fazer em $S2$ é realizar A .

Premissa Maior	O errado a se fazer em $S1$ era realizar A .
Premissa Menor	$S2$ é semelhante a $S1$.
Conclusão	Portanto, a coisa errada a se fazer em $S2$ é realizar A .

[The righteous thing to do on the miners case was to help](premise1). [The wreckage building case is similar to miners case](premise2). Therefore, [the right thing to do in wreckage building case is to help](conclusion).

[The wrong thing to do on first game was not communicating with the team](premise1). [The second game will be similar to the first game](premise2). Therefore, [the wrong thing to do in the second game is to not communicate](conclusion).

8. **Argumentation scheme necessary condition:** Esse esquema é dividido na premissa do objetivo, e premissa necessária para alcançar objetivo, com estrutura abaixo, seguido de um exemplo de instanciação:

Premissa Objetivo	Fazer S_n é meu objetivo.
Premissa Necessária	Para fazer S_n , é preciso fazer S_i .
Conclusão	Portanto, preciso fazer S_i .

[Jake wants to produce Wine](premise1). [In order to produce wine, planting grapes is necessary](premise2). Therefore, [Jake need to plant grapes](conclusion)

Para avaliar se a tecnologia chatbot utilizada seria capaz de classificar corretamente os argumentos nos esquemas de argumentação apresentados acima, foram desenvolvidos 2 projetos de chatbot, ambos utilizando os 8 esquemas de argumentação, com 16 exemplos de sentenças para cada intenção.

No primeiro projeto não houve marcação de premissas e conclusão, sendo expresso apenas as sentenças em linguagem natural, com o objetivo de verificar a classificação em relação a intenção que corresponde o esquema de argumentação. Abaixo é apresentado um exemplo do treinamento de uma intenção para classificação de argumentos:

```
- intent: classification
example: |
- All people who lives in Switzerland are rich.
  Nomu lives in Switzerland. So Nomu is rich
- All animals that produce milk can be classified as mammals.
  A buffalo produces milk. Therefore a buffalo is a mammal
- ...
```

No segundo projeto foram marcadas as chamadas estruturas simples dos argumentos, ou seja, é interessante não somente reconhecer a intenção que classifica o argumento de acordo com os esquemas de argumentação modelados, mas também identificar quais partes das sentenças são premissas e qual parte da sentença é a conclusão do argumento. Abaixo é apresentado um exemplo do treinamento de uma intenção para classificação de argumentos com estrutura simples:

```
- intent: classification
example: |
- [All people who lives in Switzerland are rich](premise1).
  [Nomu lives in Switzerland](premise2). So [Nomu is rich](conclusion)
- [All animals that produce milk can be classified as mammals](premise1).
  A [buffalo produces milk](premise2).
  Therefore a [buffalo is a mammal](conclusion)
- ...
```

Além disso, a fim de melhor entender o processo de classificação da tecnologia, em ambos os projetos e para todos os esquemas de argumentação, a ordem dos elementos da estrutura dos argumentos foi intercalada, como comumente se teriam em diferentes estilos de escrita ou fala. Essas estruturas não padronizadas permitiram avaliar melhor a tecnologia para a tarefa desejada. Por exemplo, no esquema de argumentação *Role to Know*, nos 2 exemplos apresentados abaixo pode-se observar as diferentes formas de um

argumento, dando foco para a ordem em que as premissas e conclusão são apresentadas em cada exemplo fornecido para o treinamento do chatbot:

- intent: role_to_know
example: |
 - [Jaime is a engineer](premise1)
and [says bricks are better than blocks](premise2),
so [it is concluded that bricks are better than blocks](conclusion)
 - [Today will rain](conclusion),
[because Todd told me it will rain today](premise2),
[Todd is a weatherman](premise1), wheathermans know about weather forecast.
 - ...

Observa-se que no primeiro exemplo acima, foram marcados, respectivamente, **premise1**, **premise2** e **conclusion**, de acordo com a estrutura do argumento. Já no segundo exemplo a estrutura do argumento possui a ordem de **conclusion**, **premise2** e **premise1**.

Após a definição das intenções correspondendo aos esquemas de argumentação, fornecendo-se exemplos para o treinamento da NLU de ambos os projetos, foram realizados alguns experimentos empíricos, para avaliar o quão preciso a tecnologia seria para a classificação de argumentos com e sem estrutura simples. Os resultados obtidos são apresentados na próxima seção.

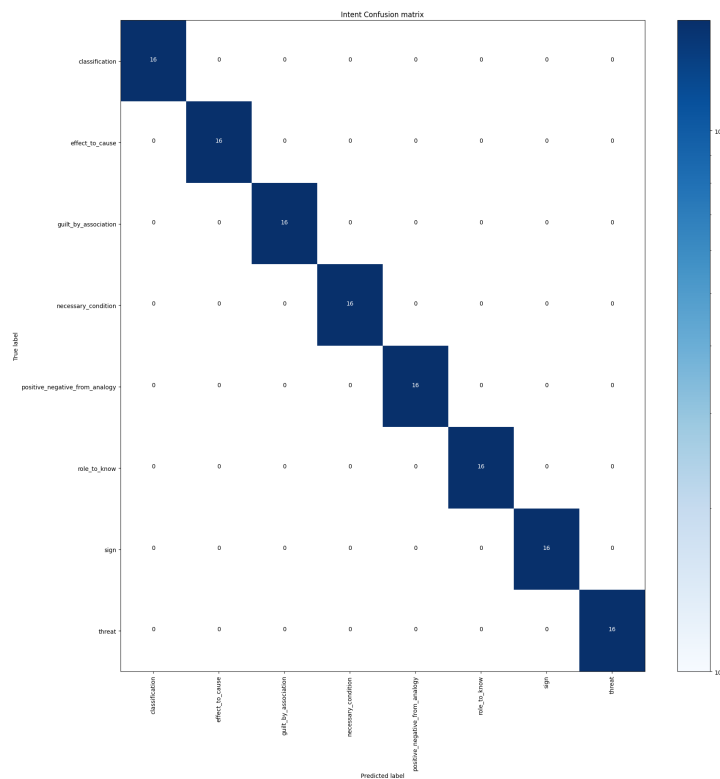


Figura 1 – Matriz de confusão dos resultados de classificação de esquemas de argumentação sem marcação de premissas e conclusão.

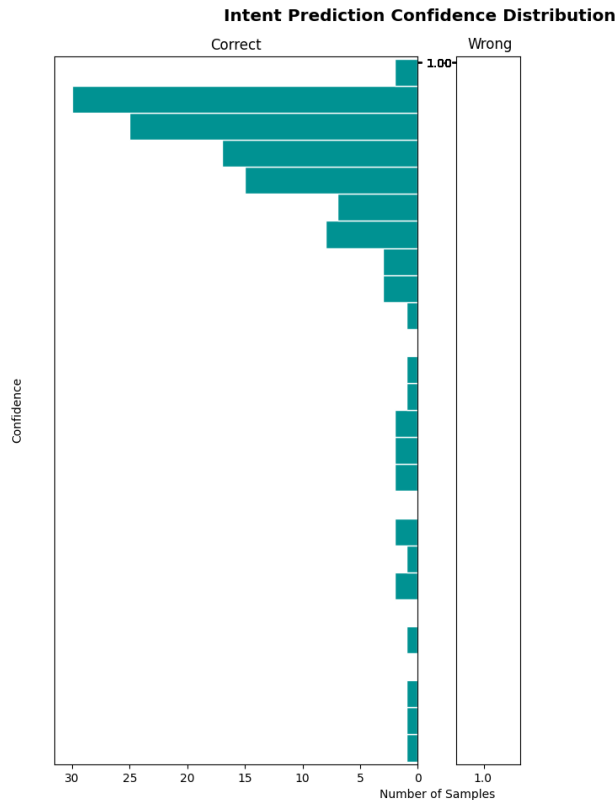


Figura 2 – Histograma da distribuição de confiança da previsão de intenção dos resultados de classificação de esquemas de argumentação sem marcação de premissas e conclusão.

5 Resultados e Discussões

Os testes realizados foram executados através do uso das ferramentas disponibilizadas juntamente com o framework Rasa. O processo seguiu como usualmente um chatbot é treinado, onde primariamente é realizado o treinamento da NLU contendo os dados para o treinamento, que correspondem aos 128 exemplos classificados nos 8 esquemas de argumentação apresentados na seção anterior, onde para cada esquema de argumentação há um total de 16 exemplos.

Após realizar o treinamento da NLU, é possível realizar testes, para certificar a qualidade da NLU desenvolvida. Neste trabalho, esses testes fornecem os indicativos da capacidade dessas tecnologias classificarem argumentos em esquemas de argumentação.

Para realizar essa análise, foi utilizado a configuração padrão de testes estabelecida pelo Rasa, o qual automaticamente separa 80% dos exemplos do dataset de sentenças para realizar o treinamento da NLU, e 20% dessas sentenças para a validação e verificação da NLU.

Essa separação é importante, pois os testes são realizados com dados que não foram fornecidos à técnica de aprendizado de máquina, fornecendo resultados que se assemelham aqueles que seriam observados quando o sistema fosse colocado em produção, considerando que as entradas também serão, com frequência, dados que não estavam presentes no dataset de treinamento.

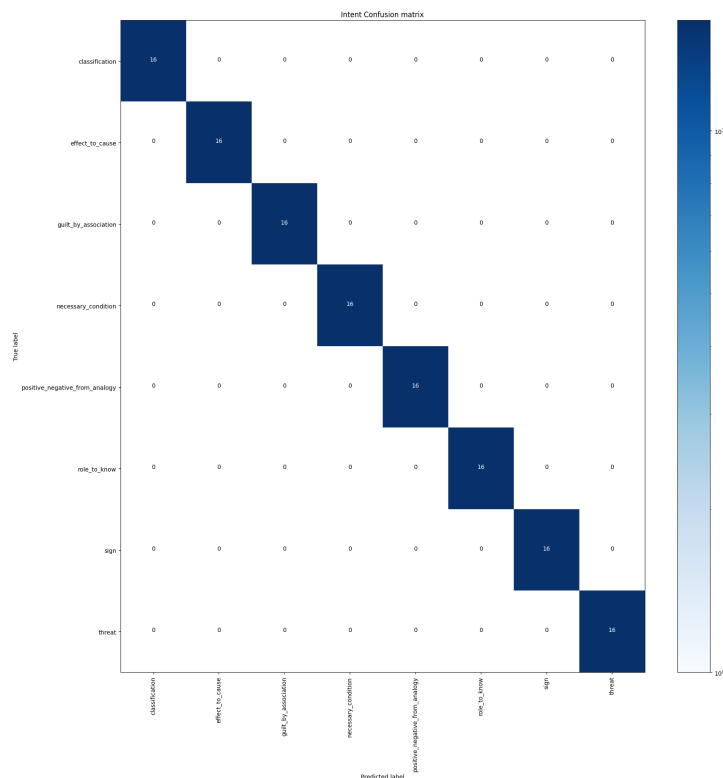


Figura 3 – Matriz de confusão dos resultados de classificação de esquemas de argumentação com marcação de premissas e conclusão.

A partir da execução dos testes, a ferramenta de testes do Rasa gera uma matriz de confusão e histograma da distribuição de confiança da previsão de intenção, que correspondem a classificação de argumentos em esquemas de argumentação neste trabalho.

Para o primeiro projeto, onde não ha marcação de estrutura dos argumentos, temos os seguintes resultados, apresentados nas Figuras 1 e 2.

Como pode ser observado na Figura 1, onde é apresentado o resultado para testes da classificação dos esquemas de argumentação sem marcação de premissas e conclusão, todos os testes foram corretamente classificados.

É importante descrever que em uma matriz de confusão, basicamente são correlacionadas as classes (neste caso esquemas de argumentação) já conhecidos para o exemplo fornecido ao modelo (linhas da matriz) em relação a classificação resultante do modelo (colunas da matriz). Dessa forma, as classificações corretas vão ser posicionadas na diagonal principal da matriz, como observado na matriz da Figura 2.

Na Figura 2 é apresentado o histograma da distribuição de confiança da previsão de intenção, que para este estudo corresponde a confiança na classificação de um argumento em relação ao esquema de argumentação. Como pode ser observado, não há nenhuma classificação errada, e a maioria das classificações possuem alta confiança de predição.

Para o segundo projeto, onde foi realizado a marcação de premissas e conclusões nos exemplos para extração dessas entidades, além da matriz de confusão e histograma para avaliar-se a classificação de argumentos em esquemas de argumentação, a ferramenta de testes também fornece a matriz de confusão das entidades e histograma da distribuição

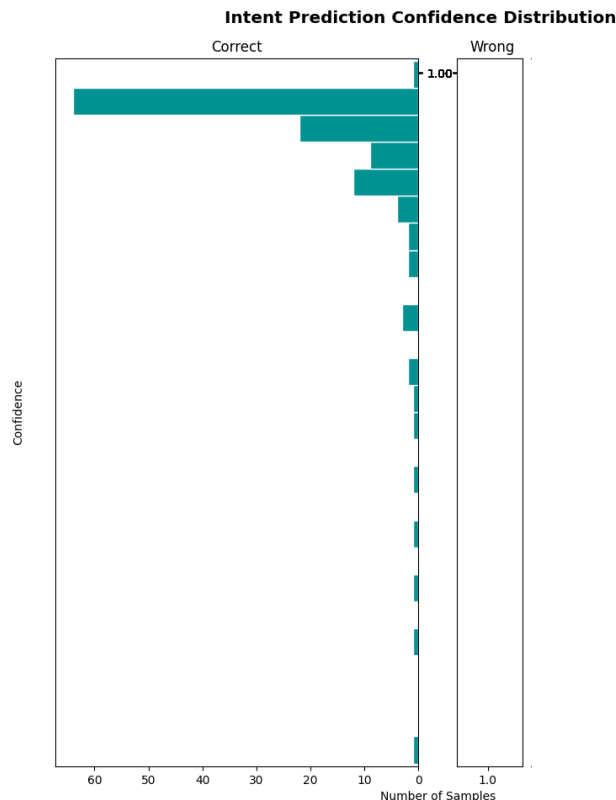


Figura 4 – Histograma da distribuição de confiança da previsão de intenção dos resultados de classificação de esquemas de argumentação com marcação de premissas e conclusão.

de confiança da previsão de entidades, ou seja, apontando, após a correta classificação do argumento no seu respectivo esquema de argumentação, se as entidades (premissas e conclusões) também foram corretamente extraídas pela NLU.

Os resultados obtidos para classificação são apresentados nas matrizes de confusão e histogramas das Figuras 3 e 4, enquanto os resultados obtidos para reconhecimento de entidades são apresentados na matriz de confusão e histograma das Figuras 5 e 6.

Como pode ser observado na matriz confusão da Figura 3, obtida através dos testes de classificação com marcação de premissas, os resultados são similares aos obtidos nos testes sem marcação de premissas, ou seja, a marcação não influencia na classificação do argumento em seu respectivo esquema de argumentação.

Resultados similares são encontrados no histograma de distribuição de confiança da previsão de intenção apresentado na Figura 4, onde a maioria dos testes são classificados com uma confiança alta.

Em relação ao reconhecimento correto das entidades, os resultados são apresentados nas Figuras 5 e 6. Pode-se observar que apenas 5 entidades (premissas e conclusões) foram reconhecidas de forma incorreta, o que representa uma proporção bastante pequena em relação a quantidade de entidades corretamente reconhecidas. O histograma da Figura 6 demonstra que as entidades reconhecidas de maneira incorreta possuem uma confiança de predição de menos de 54%.

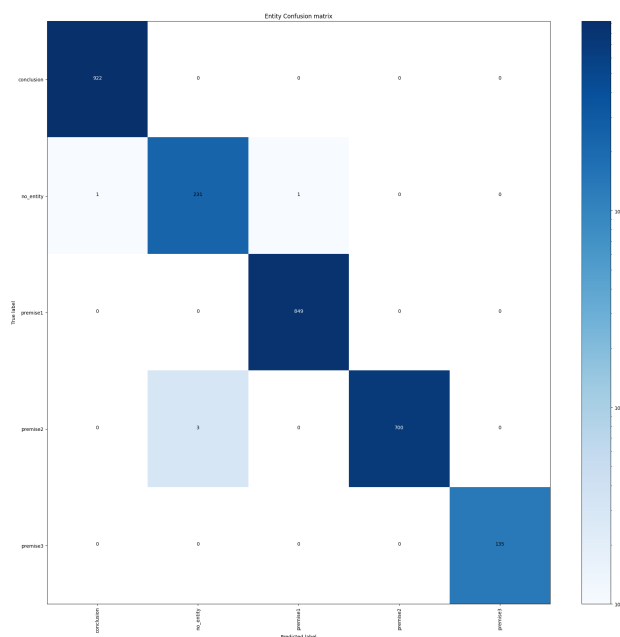


Figura 5 – Matriz de confusão dos resultados das entidades extraídas dos esquemas de argumentação com marcação de premissas e conclusão.

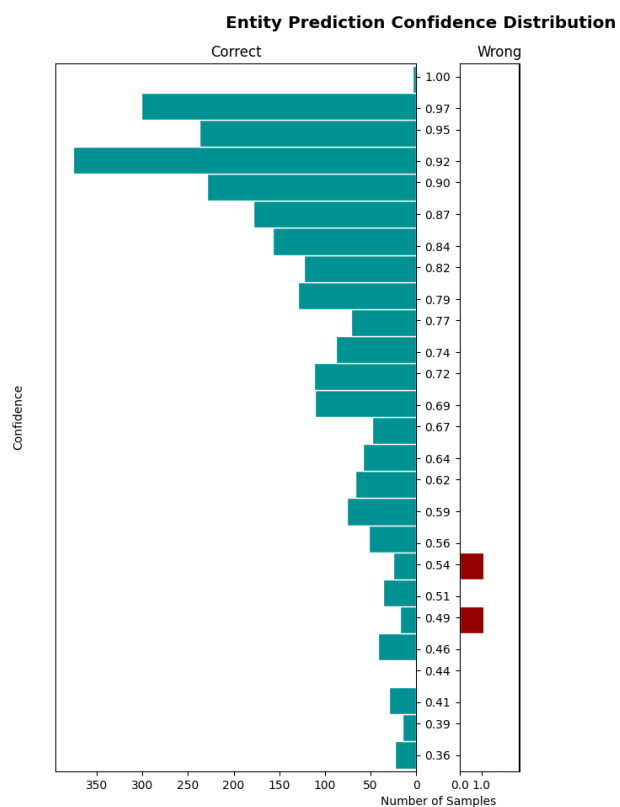


Figura 6 – Histograma da distribuição de confiança da previsão dos resultados das entidades extraídas dos esquemas de argumentação com marcação de premissas e conclusão.

6 Conclusão e Trabalhos Futuros

Neste trabalho foi investigado se tecnologias chatbots são capazes de classificar argumentos apresentados em linguagem natural em seus respectivos padrões de raciocínios (esquemas de argumentação) utilizados para instanciar argumentos. Foram exploradas duas linhas de avaliação para a investigação proposta, a primeira delas onde argumentos apenas precisam ser classificados de acordo com o esquema de argumentação utilizado para instanciá-los, e a segunda delas onde também são identificados elementos da composição de argumentos, ou seja, premissas e conclusão, além da sua classificação em relação ao esquema de argumentação. Como apresentado na seção anterior, os resultados obtidos foram bastante promissores, e concluí-se que, sim, as tecnologias chatbots tem grande potencial para implementação desse tipo de problema. Porém, a quantidade de esquemas de argumentação utilizados é uma limitação dos resultados obtidos, e trabalhos futuros visarão estender a quantidade de padrões modelados.

Através da investigação realizada nesse trabalho, são abertas possibilidades para grandes avanços tecnológicos, como por exemplo, utilizar os trabalhos já existentes, como Dial4jaca (ENGELMANN et al., 2021a) e o framework de argumentação centrado no uso de esquemas de argumentação (PANISSON; MCBURNEY; BORDINI, 2021), para desenvolver agentes capazes de entender um argumento apresentado por um usuário humano. Isso tornaria um agente inteligente capaz de contra argumentar, ou mesmo entender melhor o usuário, considerando que os argumentos apresentados por eles suportam suas falas e fornecem justificativas para as mesmas, entre outras possibilidades emergentes desses fenômenos de comunicação sofisticados.

Para futuros trabalhos, é possível incrementar ainda mais a capacidade de classificação dos argumentos com o Rasa, treinando mais esquemas de argumentação além dos 8 utilizados. Por exemplo, um treinamento com todos os esquemas de argumentação existentes criariam uma IA argumentativa de propósito geral. Essa linha de pesquisa também inclui a necessidade de inúmeros exemplos, como diversas interpretações de argumentos. Também é possível explorar outras configurações de pipeline do Rasa, para assim melhorar a capacidade de classificação, de acordo com os variados tipos de interpretação de texto disponíveis para o pipeline. Há muitas possibilidades de avanço a partir deste trabalho, pois mesmo utilizando o pipeline básico observa-se resultados positivos. Existe ainda um enorme espaço para avanços e melhorias. Além disso, com a utilização do framework Rasa, é possível integrar o chatbot treinado em aplicações, e utilizar essas aplicações com usuários humanos, para que os mesmos possam conversar com o chatbot, e assim validar como o Rasa irá se comportar em um teste real, na classificação de sentenças criadas por humanos, em esquemas de argumentação. Também, é possível integrar o chatbot desenvolvido, com tecnologias de desenvolvimento de agentes inteligentes, como o framework Jason, através de interfaces de integração, como o estudo desenvolvido por (CUSTÓDIO, 2022).

Agradecimentos

À minha esposa Daiana que me apoiou e incentivou muito a concluir esse trabalho.

Ao meu orientador Alison, que é um excelente orientador e professor.

A Universidade Federal de Santa Catarina.

Ao CNPq pelo financiamento recebido.

Referências

- AKATA, Z. et al. A research agenda for hybrid intelligence: augmenting human intellect with collaborative, adaptive, responsible, and explainable artificial intelligence. *Computer*, IEEE Computer Society, v. 53, n. 08, p. 18–28, 2020. Citado (2) vezes nas páginas [3 e 8].
- BORDINI, R. H.; HÜBNER, J. F.; WOOLDRIDGE, M. *Programming multi-agent systems in AgentSpeak using Jason*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2007. Citado na página [9].
- CARBOGIM, D. V.; ROBERTSON, D.; LEE, J. Argument-based applications to knowledge engineering. *The Knowledge Engineering Review*, Cambridge University Press, v. 15, n. 2, p. 119–149, 2000. Citado na página [3].
- CUSTÓDIO, M. *Rasa4Jaca: Uma Interface entre Sistemas Multiagentes e Tecnologias Chatbots Open Sourc*. 20 p. Monografia (Graduação) — Departamento de Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Araranguá, 2022. Citado (3) vezes nas páginas [6, 9 e 18].
- DUNG, P. M. On the acceptability of arguments and its fundamental role in nonmonotonic reasoning, logic programming and n-person games. *Artificial intelligence*, Elsevier, v. 77, n. 2, p. 321–357, 1995. Citado na página [3].
- ENGELMANN, D. et al. Dial4jaca—a communication interface between multi-agent systems and chatbots. In: SPRINGER. *International conference on practical applications of agents and multi-agent systems*. [S.l.], 2021. p. 77–88. Citado (3) vezes nas páginas [6, 9 e 18].
- ENGELMANN, D. et al. Dial4jaca—a demonstration. In: SPRINGER. *International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*. [S.l.], 2021. p. 346–350. Citado na página [9].
- ENGELMANN, D. C. et al. A conversational agent to support hospital bed allocation. In: SPRINGER. *Brazilian Conference on Intelligent Systems*. [S.l.], 2021. p. 3–17. Citado (2) vezes nas páginas [6 e 8].
- FERREIRA, C. E. A. et al. Explaining semantic reasoning using argumentation. In: SPRINGER. *International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*. [S.l.], 2022. p. 153–165. Citado na página [8].
- GIRLE, R. et al. *Decision support for practical reasoning*. C. Reed and T. Norman (Editors): *Argumentation Machines: New Frontiers in Argument and Computation*. *Argumentation Library*. [S.l.]: Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic, 2003. Citado na página [3].
- LAWRENCE, J.; REED, C. Argument mining: A survey. *Computational Linguistics*, MIT Press One Rogers Street, Cambridge, MA 02142-1209, USA journals-info . . . , v. 45, n. 4, p. 765–818, 2020. Citado na página [3].
- MAUDET, N.; PARSONS, S.; RAHWAN, I. Argumentation in multi-agent systems: Context and recent developments. In: MAUDET, N.; PARSONS, S.; RAHWAN, I. (Ed.). *ArgMAS*. [S.l.]: Springer, 2006. (Lecture Notes in Computer Science, v. 4766), p. 1–16. Citado (2) vezes nas páginas [3 e 5].

- PANISSON, A. R. et al. Argumentation schemes for data access control. In: *COMMA*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 361–368. Citado na página [8].
- PANISSON, A. R.; BORDINI, R. H. Argumentation schemes in multi-agent systems: A social perspective. In: SPRINGER. *International Workshop on Engineering Multi-Agent Systems*. [S.l.], 2017. p. 92–108. Citado na página [3].
- PANISSON, A. R.; BORDINI, R. H. Towards a computational model of argumentation schemes in agent-oriented programming languages. In: IEEE. *2020 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT)*. [S.l.], 2020. p. 9–16. Citado na página [9].
- PANISSON, A. R.; ENGELMANN, D. C.; BORDINI, R. H. Engineering explainable agents: an argumentation-based approach. In: SPRINGER. *International Workshop on Engineering Multi-Agent Systems*. [S.l.], 2021. p. 273–291. Citado (5) vezes nas páginas [3, 4, 5, 8 e 9].
- PANISSON, A. R.; MCBURNEY, P.; BORDINI, R. H. A computational model of argumentation schemes for multi-agent systems. *Argument & Computation*, IOS Press, n. Preprint, p. 1–39, 2021. Citado (4) vezes nas páginas [3, 5, 9 e 18].
- RAHWAN, I.; SIMARI, G. R. *Argumentation in artificial intelligence*. [S.l.]: Springer, 2009. v. 47. Citado na página [3].
- REED, C. Representing and applying knowledge for argumentation in a social context. *AI & SOCIETY*, Springer, v. 11, n. 1, p. 138–154, 1997. Citado na página [3].
- SCHMIDT, D. et al. An ontology-based mobile application for task managing in collaborative groups. In: *The Twenty-Ninth International Flairs Conference*. [S.l.: s.n.], 2016. Citado na página [8].
- WALTON, D. The place of dialogue theory in logic, computer science and communication studies. *Synthese*, Springer, v. 123, n. 3, p. 327–346, 2000. Citado na página [3].
- WALTON, D.; REED, C.; MACAGNO, F. *Argumentation schemes*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2008. Citado (4) vezes nas páginas [3, 5, 9 e 10].