



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE - FURG
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO.

Dissertação de Mestrado

ISA: Assistente Senciente Integrado ao AVA Moodle

Isadora Martins dos Santos

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Computação.

Orientadora: Profa. Dra. Regina Barwaldt

Rio Grande, 2023.

Ficha Catalográfica

S237i Santos, Isadora Martins dos.
ISA: Assistente Senciente Integrado ao AVA *Moodle* / Isadora Martins dos Santos. – 2023.
64 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-Graduação em Computação, Rio Grande/RS, 2023.
Orientadora: Dra. Regina Barwaldt.

1. *Chatbot* 2. Assistente virtual 3. Análise de sentimentos
4. Ambiente virtual de aprendizagem 5. Aprendizagem de máquina
I. Barwaldt, Regina II. Oliveira, Jeferson III. Título.

CDU 004:37

Catálogo na Fonte: Bibliotecário José Paulo dos Santos CRB 10/2344

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

ISA - Assistente Senciente Integrado ao AVA Moodle

Isadora Martins dos Santos

Banca examinadora:

Documento assinado digitalmente
 **LUIS OTONI MEIRELES RIBEIRO**
Data: 30/05/2023 16:00:16-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Luis Otoni Meireles Ribeiro (IFSul)

Documento assinado digitalmente
 **RAFAEL BUDIM SCHVITZ**
Data: 30/05/2023 16:22:29-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Rafael Budim Schvitz (FURG)

Documento assinado digitalmente
 **ZELIA DE FATIMA SEIBT DO COUTO**
Data: 28/05/2023 17:57:03-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Dra. Zélia de Fátima Seibt do Couto (FURG)

Documento assinado digitalmente
 **REGINA BARWALDT**
Data: 28/05/2023 17:45:42-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Regina Barwaldt (FURG)
Orientadora

*Dedico este trabalho especialmente ao meu filho, João Guilherme. Dedico também, à
toda minha família e amigos, que sempre me apoiaram incondicionalmente e fazem
parte desta conquista.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço imensamente à toda minha família, que me apoiou incondicionalmente em qualquer dificuldade e decisão que encontrei pelo caminho. Agradeço aos meus amigos por permanecerem ao meu lado em minha caminhada, mesmo nos momentos em que precisei me ausentar. Agradeço aos colegas e professores pela troca de conhecimento e ensinamentos. Agradeço aos colegas do grupo de pesquisa Informática na Educação (InfoEduc) pelas ótimas reuniões e auxílios durante o curso. E por último, mas não menos importante, à minha orientadora e ao colaborador deste trabalho. Sem todos vocês isto não seria possível!

*"Toda grande caminhada começa com um simples passo."
(Buda)*

RESUMO

SANTOS, Isadora Martins dos. **ISA: Assistente Senciente Integrado ao AVA Moodle**. 2023. 64 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande - FURG, Rio Grande.

Chatbots são sistemas projetados para servirem como agentes conversacionais, simulando conversas com usuários. O projeto tem como objetivo criar um assistente virtual humanizado para o AVA Moodle, adicionando personalidade e análise de sentimentos ao *chatbot*, podendo assim contribuir em um melhor atendimento aos seus usuários. Efetuou-se uma revisão sistemática de literatura a fim de obter informações a respeito da humanização e do desenvolvimento de *chatbots*. Realizaram-se testes com redes neurais recorrentes e o algoritmo Naive Bayes, afim de verificar qual obteve melhor resultado para adicionar análise de sentimentos ao *chatbot*, e, dessa forma, oferecer uma experiência particularizada ao usuário ou encaminhá-lo para um atendente ao vivo, quando necessário. O *chatbot ISA* foi desenvolvido na plataforma *IBM Watson*, que utiliza *Machine Learning* (ML) para treinar o modelo computacional. O assistente virtual desenvolvido obteve acurácia de 92,4%. A análise dos resultados foi realizada por meio de pesquisa com os usuários, em que o chatbot ISA pontuou 4,66 na escala Likert. Desta forma, acredita-se que o atendimento realizado pelo assistente virtual do AVA Moodle é potencializador nas contribuições de satisfação dos seus usuários.

Palavras-chave: Chatbot, assistente virtual, análise de sentimentos, ambiente virtual de aprendizagem, aprendizagem de máquina.

ABSTRACT

SANTOS, Isadora Martins dos. **ISA: Integrated Sentient Assistant to AVA Moodle.** 2023. 64 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande - FURG, Rio Grande.

Chatbots are systems designed to serve as conversational agents, simulating conversations with users. The project aims to create a humanized virtual assistant for AVA Moodle, adding personality and sentiment analysis to chatbot, thus allowing it to contribute to a better service to its users. A systematic literature review was conducted to obtain information about the humanization and development of chatbots. Tests were carried out with recurrent neural networks and the Naive Bayes algorithm in order to verify which one obtained the best result to add sentiment analysis to the chatbot, and, in this way, offer a unique experience to the user or refer him to a live attendant when needed. The chatbot ISA was developed on the IBM Watson platform, which uses Machine Learning (ML) to train the computational model. The virtual assistant developed obtained an accuracy of 92.4%. The results were analyzed through a survey with users, in which the ISA chatbot scored 4.66 on the Likert scale. In this way, the service performed by the virtual assistant of the AVA Moodle is a potentiator of the contributions of thanks from its users.

Keywords: Chatbot, virtual assistant, sentiment analysis, virtual learning environment, machine learning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Matrículas EaD x Matrículas Presenciais	15
Figura 2	Porcentagem de artigos encontrados x Porcentagem de artigos selecionados	21
Figura 3	Publicações por País	22
Figura 4	Publicações por Ano	22
Figura 5	Nuvem de palavras em Língua Inglesa (e) e Língua Portuguesa (d)	23
Figura 6	Rede neural utilizada	24
Figura 7	Algoritmo utilizado	24
Figura 8	Paradigma de Processamento Humano da Informação	27
Figura 9	Roda das Emoções de Robert Plutchik	27
Figura 10	Neurônio Biológico	30
Figura 11	Neurônio Artificial	30
Figura 12	RNNs x Redes <i>Feedforward</i>	31
Figura 13	Arquitetura da rede LSTM	32
Figura 14	Comparação entre as ferramentas de desenvolvimento	33
Figura 15	Aparência do chatbot	37
Figura 16	Criação da Intenção #vernota	38
Figura 17	Exemplos de frases	38
Figura 18	Criação da Entidade @tiste	39
Figura 19	Exemplos de sinônimos da entidade triste	40
Figura 20	Exemplos de diálogo	41
Figura 21	Exemplos de diálogo	41
Figura 22	Frase com intenção e entidades	42
Figura 23	Chatbot ISA integrado ao Moodle	44
Figura 24	Diálogo com o chatbot	45
Figura 25	Código de integração do chatbot ao Moodle	45
Figura 26	Estrutura da rede neural	47
Figura 27	Distribuição das intenções do primeiro teste	48
Figura 28	Distribuição das intenções do segundo teste	49
Figura 29	Distribuição das intenções do terceiro teste	50
Figura 30	Desempenho dos modelos testados	51
Figura 31	Gráfico de respostas dos usuários	52
Figura 32	Gráfico de respostas dos usuários	52
Figura 33	Gráfico de respostas dos usuários	53
Figura 34	Gráfico de respostas dos usuários	53

Figura 35	Gráfico de respostas dos usuários	54
Figura 36	Gráfico de respostas dos usuários	54
Figura 37	Resultado do primeiro teste de interações	55
Figura 38	Resultado do segundo teste de interações	55
Figura 39	Questionário - página 1	61
Figura 40	Questionário - página 2	62
Figura 41	Questionário - página 3	63
Figura 42	Questionário - página 4	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Questões de Pesquisa	19
Tabela 2	Bases de Dados	20
Tabela 3	Critérios de Inclusão e Exclusão	20
Tabela 4	Resultados	21
5	Resumo dos trabalhos selecionados.	25
Tabela 6	Classificação da pesquisa	35
Tabela 7	Perguntas do Questionário	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem
EAD	Educação a distância
HTML	<i>HyperText Markup Language</i>
IA	Inteligência Artificial
IHC	Interação Humano-Computador
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
NLTK	<i>Natural Language Toolkit</i>
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RNN	<i>Recurrent Neural Network</i>
RSL	Revisão Sistemática de Literatura

SUMÁRIO

1	Introdução	15
1.1	<i>Chatbots no Contexto Educacional</i>	16
1.2	<i>Chatbots Sencientes</i>	16
1.3	<i>Motivação</i>	17
1.4	<i>Objetivos</i>	17
1.4.1	<i>Objetivo Geral</i>	17
1.4.2	<i>Objetivos Específicos</i>	17
1.5	<i>Contribuições da Pesquisa</i>	18
1.6	<i>Organização do Texto</i>	18
2	Referencial Teórico	19
2.1	<i>Revisão Sistemática de Literatura</i>	19
2.1.1	<i>Metodologia</i>	19
2.2	<i>Computação Afetiva</i>	26
2.3	<i>Processamento de Linguagem Natural</i>	29
2.4	<i>Machine Learning</i>	29
2.5	<i>Redes Neurais Artificiais</i>	29
2.5.1	<i>Redes Neurais Recorrentes</i>	31
2.6	<i>Redes LSTM</i>	32
2.7	<i>Plataformas de desenvolvimento</i>	33
2.7.1	<i>IBM Watson Assistant</i>	33
3	Procedimentos Metodológicos	35
3.1	<i>Classificação da Pesquisa</i>	35
3.2	<i>Estrutura dos Datasets</i>	35
3.3	<i>Tratamento dos Dados</i>	36
3.4	<i>Aparência do Chatbot</i>	36
3.5	<i>Verificação da Satisfação com o Modelo Desenvolvido</i>	37
3.6	<i>Desenvolvimento do Chatbot e Integração ao AVA Moodle</i>	37
3.6.1	<i>Criação do Chatbot</i>	37
3.6.2	<i>Instrumento de Coleta</i>	42
3.6.3	<i>Moodle Cloud</i>	44
3.6.4	<i>Integração com o AVA</i>	44
4	Resultados	46
4.1	<i>Experimentos RNN x Naive Bayes</i>	46
4.1.1	<i>Rede Neural</i>	46

4.1.2	Algoritmo <i>Naive Bayes</i>	47
4.1.3	Primeiro Experimento	47
4.1.4	Segundo Experimento	48
4.1.5	Terceiro Experimento	49
4.1.6	Análise Final	50
4.2	Experimentos de interações com o <i>chabot</i>	51
4.2.1	Resultados do Questionário	51
4.2.2	Estatísticas do Chatbot	54
5	Considerações Finais	56
	Referências	58
6	APÊNCIDE	61
6.1	Questionário	61

1 INTRODUÇÃO

Com o avanço da Inteligência Artificial (IA) surgiram inúmeros *chatbots* e sua evolução é notável até chegarmos atualmente em que temos atendimentos cada vez mais humanizados.

Ao adicionar sentimentos aos *chatbots*, os mesmos seriam capazes de agirem como seres humanos empáticos, entendendo não apenas a tradução literal das palavras que as pessoas falam, mas também o estado emocional do usuário [1]. Os Ambientes Virtuais de Aprendizagem são utilizados no ensino presencial, semipresencial e a distância, através deles, os alunos têm acesso aos materiais de aula, atividades, avaliações, contato com professores e colegas.

Integrar os ambientes virtuais de aprendizagem com esses assistentes, pode ter resultados positivos no processo de ensino e aprendizagem, pois possibilitam melhor propagação das informações disponibilizadas nesses ambientes [2]. Entre 2009 e 2019, o número de matrículas em cursos a distância aumentou 378,9%. Ingressantes em cursos de EaD correspondiam a 16,1% do total de calouros, em 2009. Em 2019, esse público representou 43,8% do total de estudantes que inicia a educação superior [3]. Este fato é ilustrado na Figura 1.

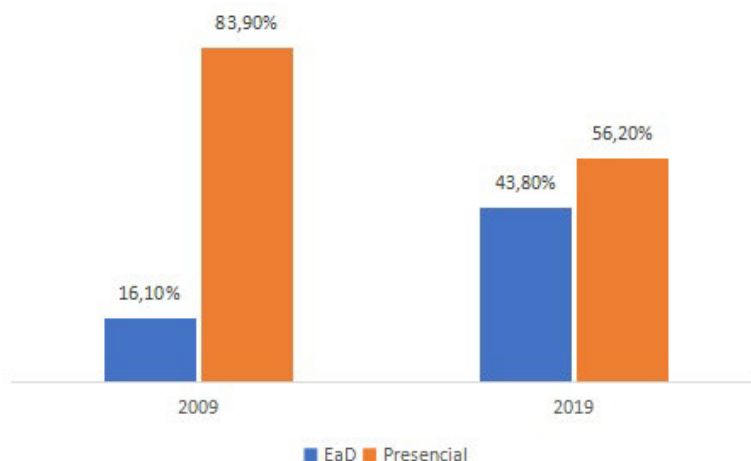


Figura 1: Matrículas EaD x Matrículas Presenciais
Fonte: INEP [1]

A utilização de personalidade no *chatbot*, faz com que o usuário tenha a impressão que está conversando com humanos e não com robôs, gerando confiança e aceitação do atendimento, como é o caso dos assistentes: Bia (Bradesco), Lu (Magazine Luiza), Alexa (Amazon), Cortana (Windows), Siri(Apple), entre outros².

1.1 *Chatbots* no Contexto Educacional

A utilização de *chatbots* capazes de realizar atendimento automático aos usuários não é novidade. Sua eficiência em simular conversas sobre temas específicos a partir de um conjunto de perguntas e respostas pré-estabelecidas permite automatizar tarefas rotineiras e repetitivas. [4]

Sabendo-se que o uso de *chatbots* nas áreas comerciais tem grande êxito no que se refere à contribuição da satisfação dos clientes e usuários e, considerando que toda ação pedagógica que se realiza dentro da concepção afetiva pode contribuir para a aprendizagem dos alunos e para o trabalho em equipe dos educadores [5], assume-se que o uso destes *bots* com características humanizadas, utilizando análise de sentimentos e emoções, pode contribuir de forma positiva no processo de ensino e aprendizagem.

1.2 *Chatbots* Sencientes

Os *chatbots* sencientes são um campo de pesquisa relativamente novo, e há ainda muito debate e discussão sobre sua viabilidade e ética.

Chatbots sencientes são uma classe especial de *chatbots* que são projetados para imitar a capacidade humana de compreender e responder às emoções. Esses assistentes virtuais são capazes de interagir com os usuários de uma forma mais natural e empática, e oferecem uma experiência mais personalizada e humanizada. Eles são baseados em uma combinação de tecnologias de IA, processamento de linguagem natural (PLN) e modelos de emoção. Essas tecnologias permitem que o *chatbot* analise a linguagem do usuário em tempo real, identifique emoções e responda de uma forma apropriada [6].

Estudos recentes sugerem que os *chatbots* podem, de fato, ser programados para demonstrar uma inteligência emocional limitada, o que lhes permite entender e responder às emoções humanas de uma maneira que parece mais natural e empática. Embora os mesmos possam oferecer uma experiência mais personalizada, é importante garantir que eles sejam programados para serem transparentes e honestos sobre sua natureza de *chatbot* [7].

Contudo, descobriu-se que um *chatbot* senciente que imitava a empatia e a compaixão humana foi capaz de melhorar significativamente o bem-estar emocional dos participantes do estudo [8].

²Assistentes virtuais que se propagam na área comercial, financeira, industrial, etc.

Em resumo, os *chatbots* sencientes são uma tecnologia emocionante e promissora que tem o potencial de melhorar a vida humana. No entanto, é importante abordar as questões éticas e de regulamentação adequada, para garantir que essa tecnologia seja usada de forma responsável e segura.

1.3 Motivação

Com o aumento de matrículas nos cursos EaD, e com o cenário em que a educação encontrou-se devido a pandemia da Covid-19, o uso do AVA Moodle é essencial, pois é o meio em que os alunos têm acesso aos materiais de aula e interagem os professores. Pensando no número de estudantes que encontram dificuldades e necessitam de auxílio para este acesso, idealizou-se a humanização do *chatbot* já implementado, para que o atendimento aos usuários seja aprimorado.

O assistente virtual do AVA Moodle foi desenvolvido por Oliveira (2020) [9], a fim de melhorar o atendimento ao estudante no uso do AVA.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo Geral

O projeto tem como objetivo aprimorar o assistente integrado do AVA, adicionando aparência e análise de sentimentos ao *chatbot*.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Realizar a revisão sistemática de literatura;
- Escolher e estruturar os *datasets* a serem utilizados;
- Utilizar a ferramenta de desenvolvimento *IBM Watson Assistant*;
- Implementar e treinar a rede neural recorrente;
- Implementar o algoritmo Naive Bayes;
- Desenvolver por meio do uso de IA, um *chatbot* que reconheça as emoções (tristeza, alegria, medo e raiva) dos usuários com quem interage;
- Apresentar um *chatbot* com aparência humanizada, para que o atendimento seja mais próximo do realizado pelo atendente humano;
- Avaliar o resultado final por meio de pesquisa com usuários.

1.5 Contribuições da Pesquisa

Essa pesquisa possui contribuições científicas, sociais e inovadoras:

- Científica: desenvolvimento de um modelo capaz de realizar análise de sentimentos integrado ao AVA e cooperar na ampliação bibliográfica sobre o tema;
- Social: auxílio aos alunos usuários do AVA, retornando respostas de acordo com o humor dos mesmos no momento da interação;
- Inovadora: desenvolvimento de um assistente virtual com aparência e análise de sentimentos para possível uso na Universidade.

1.6 Organização do Texto

O presente trabalho está organizado da seguinte forma:

- **Capítulo 1:** No capítulo um estão introdução, motivação da pesquisa, objetivos e contribuições de pesquisa;
- **Capítulo 2:** No capítulo dois está apresentada a fundamentação teórica, bem como a RSL desenvolvida e assuntos relacionados a computação afetiva, processamento de linguagem natural, *Machine Learning* e redes neurais;
- **Capítulo 3:** O terceiro capítulo apresenta a classificação da pesquisa, metodologia utilizada, *datasets* escolhidos, modelos desenvolvidos, passos para realização dos experimentos e proposta de aparência do *chatbot*;
- **Capítulo 4:** O quarto capítulo apresenta os resultados encontrados com o desenvolvimento da pesquisa;
- **Capítulo 5:** No capítulo cinco estão as considerações finais;

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Revisão Sistemática de Literatura

Esta revisão sistemática de literatura (RSL) segue o modelo de Sampaio e Mancini (2007) [10], onde realizou-se um estudo para síntese criteriosa da evidência científica, em que a estrutura do trabalho é a mesma de um artigo original, incluindo introdução, métodos, resultados e discussão.

2.1.1 Metodologia

As etapas para desenvolvimento da pesquisa são divididas em cinco passos: definir a pergunta, buscar a evidência, revisar e selecionar os estudos, analisar a qualidade metodológica dos estudos e apresentar os resultados.

2.1.1.1 Definir a pergunta

As pesquisas científicas requerem uma Revisão Sistemática de Literatura, dessa forma ao menos uma pergunta ou questão deve ser bem clara e objetiva [10]. Para este trabalho, foram definidas as questões apresentadas na Tabela I.

Tabela 1: Questões de Pesquisa	
Questões de Pesquisa	
Q1	Quais redes neurais são utilizadas para previsão de sentimentos?
Q2	Quais são os algoritmos usados para análise de sentimentos?
Q3	Quais as melhores bibliotecas para trabalhar com processamento de linguagem natural?

Fonte: autora

2.1.1.2 Buscar a evidência

A busca da evidência tem início com a definição de termos ou palavras-chave, seguida das estratégias de busca e definição das bases de dados, para certificar de que todos os artigos importantes ou que possam ter algum impacto na conclusão da revisão sejam

incluídos [10]. Após a definição das palavras-chave, chegou-se a seguinte *string* de busca para realização das pesquisas:

((*chatbot OR virtual assistant OR conversational agent*) AND (*neural network*) AND (*sentiment analysis*))

Utilizou-se a *string* nas línguas inglesa e portuguesa, e fez-se algumas alterações de acordo com a peculiaridade de cada base de dados, como por exemplo, a exclusão ou inclusão de sinônimos das palavras chave.

Foram escolhidas as bases de dados mais relevantes de acordo com o tema da pesquisa, dentre elas, quatro bases de dados internacionais (*SCOPUS*, *IEEE XPLORE*, *SCIENCE DIRECT* e *SciELO*) e duas nacionais (RENOTE e SBIE), conforme é mostrado na Tabela 2.

Tabela 2: Bases de Dados

Bases de Dados	
<i>SCOPUS</i>	Base de dados de resumos e citações de artigos para jornais/revistas acadêmicos
<i>IEEE Xplore</i>	Base de Dados sobre engenharia e tecnologia
<i>SCIENCE DIRECT</i>	Base de dados de artigos para jornais/revistas acadêmicos
SciELO	Principal biblioteca digital da américa latina
RENOTE	Revista Novas Tecnologias na Educação
SBIE	Simpósio Brasileiro de Informática na Educação

Fonte: autora

2.1.1.3 Revisar e selecionar os estudos e Analisar a qualidade metodológica dos mesmos

Após os dois primeiros passos, foram encontrados um total de 109 artigos onde foram utilizados os critérios de inclusão e exclusão apresentados na Tabela 3.

Tabela 3: Critérios de Inclusão e Exclusão

Critérios de Inclusão (CI)	Critérios de Exclusão (CE)
1: Artigos completos	1: Capítulo de livro
2: Artigos sobre humanização de chatbots ou criação de chatbots humanizados, independente da área	2: Artigo indisponível na íntegra
3: Artigos publicados na faixa entre 2018-2022	3: Artigo duplicado em outra base de dados
4: Artigos em língua portuguesa e inglesa	4: Revisão sistemática

Fonte: autora

Conforme mostrado na Tabela 3, foram escolhidos os trabalhos com resultados consistentes e que abordavam o tema sobre humanização de *chatbots*. Capítulos de livros, revisões sistemáticas, trabalhos indisponíveis na sua totalidade, em idioma diferente de língua inglesa ou portuguesa, que já haviam sido encontrados em outra base de dados ou com data anterior a 2018, não foram considerados.

2.1.1.4 Resultados

O maior número de artigos encontrados foi em bases de dados internacionais, totalizando 84% do total. Apenas 16% dos trabalhos eram de bases de dados nacionais. A Tabela 4 mostra detalhadamente o número de artigos detectados com a *string* de busca e selecionados após utilização dos critérios de inclusão e exclusão.

Tabela 4: Resultados		
Base de Dados	Artigos encontrados	Artigos selecionados
<i>Science Direct</i>	37	3
<i>Scopus</i>	34	6
<i>IEEE Xplore</i>	12	8
SciELO	9	0
Renote	5	0
SBIE	9	1
TOTAL	109	18

Fonte: autora

Conforme ilustra a Figura 2, após a seleção dos trabalhos, as maiores porcentagens de artigos selecionados são da IEEE Xplore (44%) e da Scopus (34%), seguidas por Science Direct (17%) e SBIE (5%).

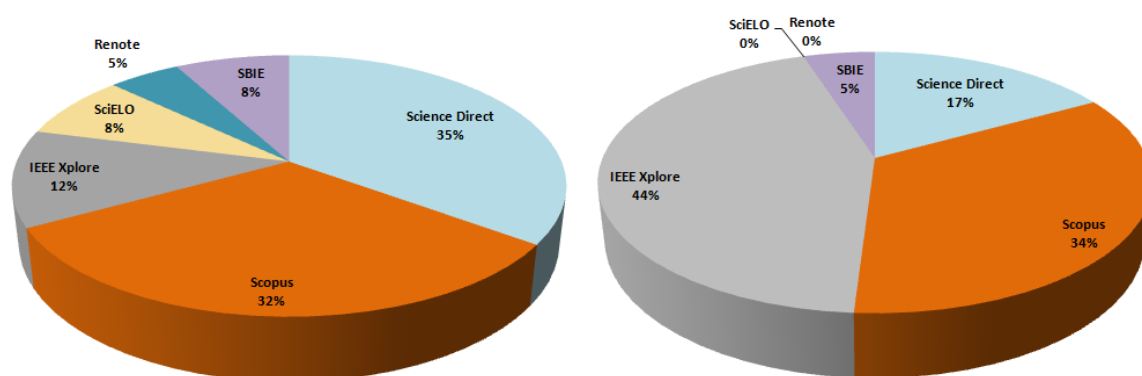


Figura 2: Porcentagem de artigos encontrados x Porcentagem de artigos selecionados

Fonte: autora

A Figura 3 apresenta o número de artigos selecionados por país. Entre todas as bases de dados, selecionou-se artigos dos seguintes países: Índia(4), Rússia(2), China(2), Tailândia(2), Espanha(2), Itália(1), Brasil(1), Polônia(1), Reino Unido(1), Suíça(1), Canadá(1) e Bélgica(1).

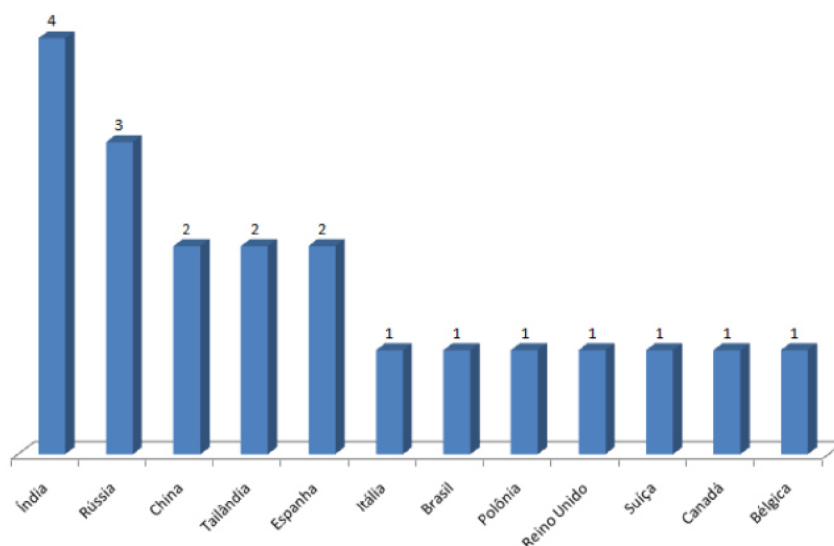


Figura 3: Publicações por País

Fonte: autora

Quanto ao ano das publicações, percebeu-se que o tema está em número crescente de estudos, conforme a Figura 4. Acredita-se que no ano de 2022 apareceu apenas um artigo selecionado, pelo fato de que os trabalhos estarem em fase de conclusão e publicação.

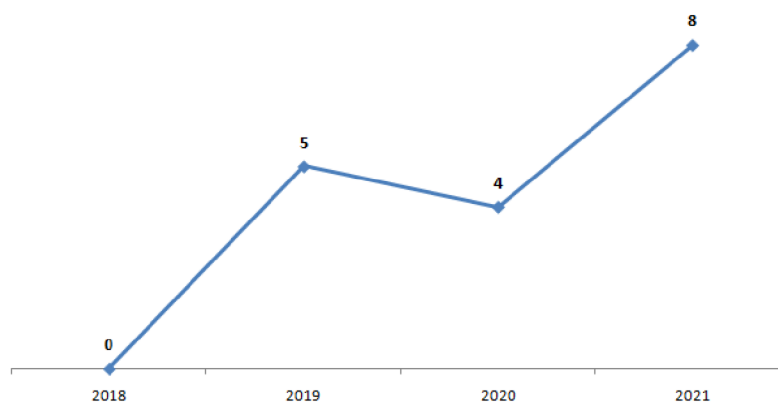


Figura 4: Publicações por Ano

Fonte: autora

Ao final da análise e leitura dos artigos selecionados, efetuou-se a mineração dos textos, foi utilizada a ferramenta *online Voyant Tools*¹, a qual possibilita a realização de uma análise dos termos mais utilizados, bem como a elaboração da nuvem de palavras. Nessa ferramenta, é possível desconsiderar as *stopwords* (artigos, números, adjetivos, etc), que são configuradas manualmente. O *corpus* foi dividido por idioma (um em Língua Inglesa e um em Língua Portuguesa), e após foram carregados os arquivos em PDF, que resultaram nas nuvens de palavras demonstradas na Figura 5.

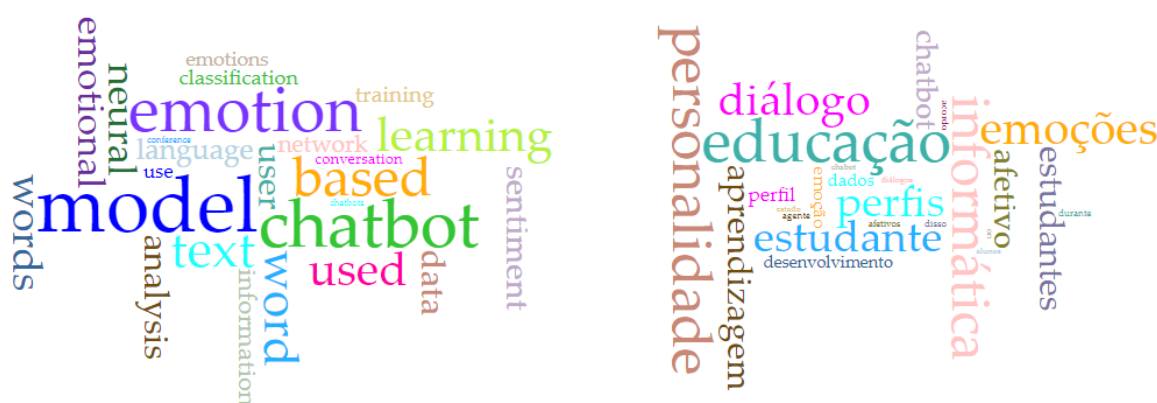


Figura 5: Nuvem de palavras em Língua Inglesa (e) e Língua Portuguesa (d)

Fonte: autora

Em concordância com a figura apresentada, percebeu-se as seguintes palavras mais citadas nos trabalhos em Língua Inglesa: *model* (434), *chatbot* (387), *emotion* (353), *text* (308) e *based* (297). Já nos artigos em Língua Portuguesa, foram destacadas as seguintes palavras: *educação* (22), *personalidade* (21), *informática* (20), *diálogo* (17) e *perfis* (17).

A seguir são apresentadas, a partir das questões de pesquisa, considerações encontradas nos artigos selecionados.

Q1 - Quais redes neurais são utilizadas para previsão de sentimentos?

Como resposta para a questão Q1, as redes neurais recorrentes (RNN) destacaram-se como mais utilizadas, sendo citadas em 39% dos artigos. Também foram usadas as redes neurais recorrentes bidirecionais (BRNN) e as redes neurais convolucionais (CNN) em 17% dos trabalhos. Redes neurais perceptron (RNP) foram utilizadas em 11%, seguidas de rede neural deconvolucional (DNN) e rede de feed forward (FFN) em 5%. Esses dados estão ilustrados na Figura 6.

¹Disponível em: <https://voyant-tools.org/>

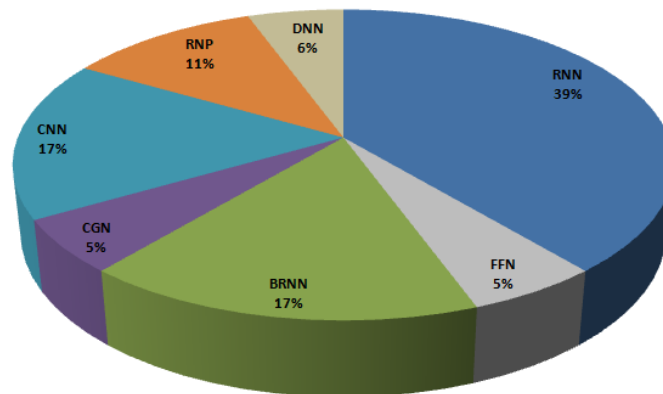


Figura 6: Rede neural utilizada
Fonte: autora

Q2 - Quais são os algoritmos usados para análise de sentimentos?

Dos 18 trabalhos selecionados, 4 não especificaram qual o algoritmo utilizado nos experimentos. Nos 14 trabalhos em que o algoritmo foi citado, obteve-se o resultado apresentado na Figura 7.

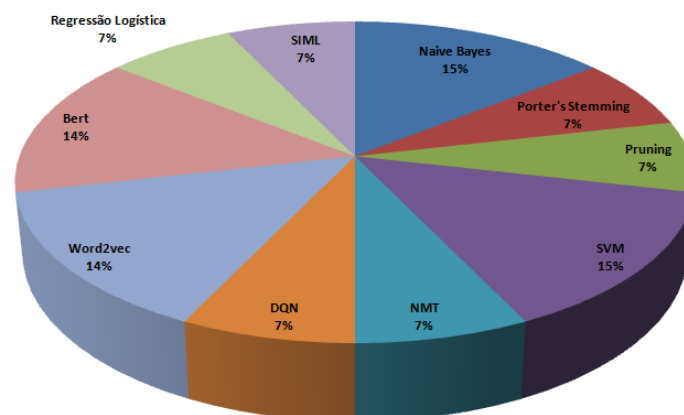


Figura 7: Algoritmo utilizado
Fonte: autora

De acordo com a figura 7, os quatro algoritmos mais citados foram *Naive Bayes*, *BERT*, *Word2vec* e *SVM* em 14% dos trabalhos cada um. Os algoritmos regressão logística, *SIML*, *Porter's Stemming*, *Pruning*, *DQN* e *NMT* foram utilizados por 7% dos artigos cada.

Q3 - Quais as melhores bibliotecas para trabalhar com processamento de linguagem natural?

A questão Q3 foi respondida por apenas três dos trabalhos selecionados. Dos 18

artigos, 15 não citavam qual biblioteca foi utilizada para trabalhar com processamento de linguagem natural. As três bibliotecas descartadas foram *NLTK*, *Tensorflow* e *Scikit-Learn*.

A Tabela 5 apresenta a lista dos trabalhos, bem como a rede neural, o algoritmo e a biblioteca utilizados.

Tabela 5: Resumo dos trabalhos selecionados.

Autores	Título	Rede neural	Algoritmo	Biblioteca
Junior e Dantas et al.	Personalização das interações de um agente conversacional utilizando emoções e perfis de personalidade	RNP	Regressão Logística	-
Dhyani e Kumar	<i>An intelligent Chatbot using deep learning with Bidirectional RNN and attention model</i>	BRNN	NMT	<i>Tensorflow</i>
Zahour e Benlahma et al.	<i>A system for educational and vocational guidance in Morocco: Chatbot E-Orientation</i>	RNN	<i>BERT</i>	-
Adikari e Silva et al.	<i>Empathic conversational agents for real-time monitoring and co-facilitation of patient-centered healthcare</i>	CNN	<i>Word2vec</i>	-
Iyer e Shetty et al.	<i>A Proposal for Virtual Mental Health Assistant</i>	DNN	<i>Naive Bayes</i>	-
Sawant e Vishwakarma et al.	<i>Analytical and Sentiment based text generative chatbot</i>	FFN	<i>Porter's Stemming</i>	<i>NLTK</i>
Roussinov e Puchnina	<i>Combining Neural Networks and Pattern Matching for Ontology Mining - a Meta Learning Inspired Approach</i>	RNN	-	-
Pietron e Karwatowski et al.	<i>Fast compression and optimization of deep learning models for natural language processing</i>	RNN	<i>Pruning</i>	-
Chuangkrud e Leelanupab et al.	<i>Keyword-Text Graph Representation for Short Text Classification</i>	CGN	SVM	-
Wan e Chiu et al.	<i>Midoriko Chatbot: LSTM-based Emotional 3D Avatar</i>	RNN	-	-
Bogoradnikova e Makhnytkina et al.	<i>Multilingual Sentiment Analysis and Toxicity Detection for Text Messages in Russian</i>	RNN	SVM	-
Tiwari e Saha et al.	<i>Multi-Modal Dialogue Policy Learning for Dynamic and Cooperative Goal Setting</i>	BRNN	DQN	-
Capuano e Caballé et al.	<i>Attention-based hierarchical recurrent neural networks for MOOC forum posts analysis</i>	RNN	-	-
Wongpatikaseree1 e Kaewpitakkun et. al	<i>EmoCNN: Encoding Emotional Expression from Text to Word Vector and Classifying Emotions</i>	CNN	Word2vec	-
Chang e Hsing	<i>Emotion-infused deep neural network for emotionally resonant conversation</i>	BRNN	BERT	-

Continua na próxima página

Tabela 5 – continuação da página anterior

Autores	Título	Rede neural	Algoritmo	Biblioteca
Beltra e Lopez	<i>LENNA (Learning Emotions Neural Network Assisted): An Empathic Chatbot Designed to Study the Simulation of Emotions in a Bot and Their Analysis in a Conversation</i>	RNP	<i>Naive Bayes</i>	<i>Scikit-Learn</i>
Le	<i>Sequence Labeling Approach to the Task of Sentence Boundary Detection</i>	CNN	-	-
Deneckea e May et. al	<i>Towards Emotion-Sensitive Conversational User Interfaces in Healthcare Applications</i>	RNN	SIML	-

2.2 Computação Afetiva

A Computação Afetiva aborda a forma como as máquinas podem trabalhar com as emoções. Para [11], existem três pontos fundamentais a serem considerados:

”Fazer com que sistemas interativos reconheçam emoções humanas e se adaptem de acordo com elas, conseguir que sistemas interativos sintetizem emoções e, portanto, pareçam mais envolventes ou desejáveis; criar um design de sistemas que provoquem uma resposta emocional das pessoas ou que permitam que elas expressem emoções”(BENYON, 2011, p. 362) [11].

O paradigma de processamento humano da informação caracteriza as habilidades das pessoas em três subsistemas: entrada, processamento da informação e saída. Assim sendo, por meio desta visão de IHC, nota-se que os processamentos da informação realizados pelos humanos e pelos computadores são funcionalmente semelhantes e formam um ciclo fechado, conforme mostra a Figura 8.



Figura 8: Paradigma de Processamento Humano da Informação

Fonte: [11]

Os ambientes educacionais, se munidos com mecanismos para reconhecer, mostrar emoções, certamente poderão flexibilizar estratégias de ação, providenciando suporte a aprendizagem de um estudante [12].

Plutchik, em 1980, propôs oito pares de emoções básicas do ser humano, que combinadas entre elas, podem produzir emoções secundárias. Essas emoções básicas, são comuns a todos os seres humanos, independente de diferenças individuais e podem aparecer ou começar rapidamente. As emoções secundárias, surgem com o tempo, por meio da combinação dos sentimentos primários [11]. A Figura 9 ilustra a roda das emoções, proposta por Robert Plutchik.



Figura 9: Roda das Emoções de Robert Plutchik

Fonte: [11]

Conforme descreve [11], enquanto os seres humanos expressam emoções por meio de expressões faciais, movimentos, mudanças fisiológicas e mudanças no tom de voz, que podem se estender ao estilo da escrita, para os sistemas, existem vários aspectos a considerar:

- Como os computadores que aparentemente expressam emoção podem melhorar a qualidade e a efetividade da comunicação entre as pessoas e as tecnologias;
- Como as pessoas podem se comunicar com computadores de maneira que expressem suas emoções; e
- Como a tecnologia pode estimular e dar suporte a novos modos de comunicação afetiva entre as pessoas.

Um exemplo de como os computadores podem expressar as emoções, é o assistente do *Microsoft Office*, que tinha como interação sua aparência modificada conforme a ação dos usuários, permitindo que seus sentimentos fossem percebidos. Os computadores, por sua vez, podem detectar estados afetivos, referenciados na Figura 9 (transmitidos por meio de texto, expressões faciais e tom de voz), que permitem identificar as emoções no momento da interação. Por meio dessas transmissões de sentimentos entre humanos e máquina, estudos vêm sendo realizados para promover o aperfeiçoamento da comunicação com tonalidade emocional entre as pessoas.

A IHC (Interação Humano-Computador) auxilia na comunicação entre humanos e os sistemas computadorizados. Para Barbosa e Silva (2010, p.12), apud [13],

"IHC se beneficia de conhecimentos e métodos de outras áreas fora da computação para melhor conhecer os fenômenos envolvidos no uso de sistemas computacionais interativos".

A interface persuasiva é uma ferramenta computacional que aliada à psicologia e aplicando as estratégias de comunicação, leva o usuário a utilizar determinado conteúdo involuntariamente, com uma experiência mais emocional [13]. Ainda conforme [13], estipulou-se um grupo de princípios que devem ser observados na construção de interfaces persuasivas:

- Resultados não podem cercear o limite ético;
- Motivações, métodos e produtos devem ser visíveis aos usuários;
- Conscientização de responsabilidade;
- Respeito às privacidades;
- Fornecimento de informações fidedignas;
- A persuasão não deve ocorrer em forma de coação.

2.3 Processamento de Linguagem Natural

O PLN é o subcampo da IA, responsável por fornecer a capacidade de uma máquina entender o significado de uma mensagem recebida do usuário e determinar a ação que deve ser executada [14]. Por meio do PLN, os computadores conseguem elaborar redações, entender contextos, extrair emoções de frases e textos. Seu principal foco é converter a linguagem humana para a linguagem de máquina [15].

Os *chatbots* não são construídos apenas para imitarem a conversa humana e divertir os usuários, mas também são para uso em aplicações em educação, recuperação de informações, negócios e comércio eletrônico [5]. Esses sistemas são um exemplo perfeito da implementação de IA de ponta voltada para o consumidor que simula o comportamento humano com base em modelos formais [5].

2.4 Machine Learning

Aprendizado de máquina (do inglês: *Machine Learning*), consiste em treinar modelos computacionais por meio de algoritmos inteligentes com uso da Inteligência Artificial. A partir desse treinamento, o modelo adquire habilidade e inteligência de como realizar tarefas e gerar saídas esperadas de acordo com as entradas do usuário.

O ML permite que o *chatbot* aprimore seu próprio conhecimento de possíveis respostas conforme à interação com seres humanos e outras fontes de dados informativos, melhorando seu desempenho em responder perguntas de seu entendimento [16].

Os métodos de aprendizagem de chatbots com ML são classificados em dois: supervisionado e não supervisionado. No aprendizado supervisionado é fornecido ao algoritmo de aprendizado, um conjunto de exemplos de treinamento para os quais o rótulo da classe associada é conhecido. Cada exemplo é descrito por um vetor de valores de características e o rótulo da classe associada. O objetivo deste código é construir um classificador para determinar corretamente a classe de novos exemplos ainda não conhecidos [4].

No aprendizado não supervisionado, os exemplos fornecidos são analisados e tenta-se determinar se alguns deles podem ser agregados de alguma maneira, formando grupos. Após a formação dos agrupamentos, faz-se uma análise para determinar o que cada um deles significa no contexto do problema em questão [4].

2.5 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais geralmente são utilizadas em problemas complexos e com muitos dados. São aplicadas na descoberta de novos remédios, entendimento de linguagem natural, reconhecimento facial, bolsa de valores, controle de tráfego, entre outros.

A ideia do funcionamento de uma rede neural é baseada no sistema neural humano, onde os neurônios se conectam entre si e as informações são passadas entre eles. A Fi-

gura 10 apresenta um neurônio biológico, utilizado no processamento de informações e formado pelo corpo celular, dendritos e axônio, que é o responsável pela troca de informações, por meio dos sinais elétricos ou sinapses [17].

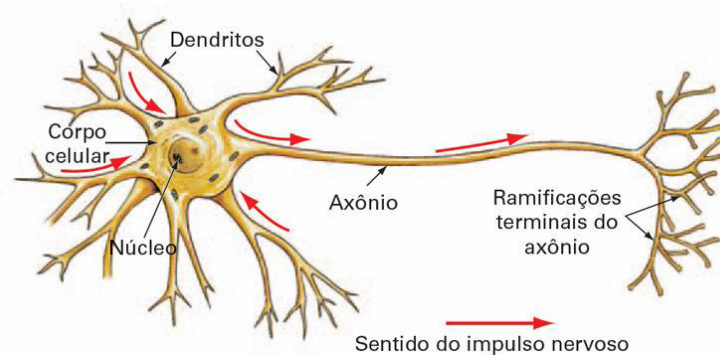


Figura 10: Neurônio Biológico

Fonte: [17]

As sinapses entram nos neurônios através dos dendritos e é a partir desses sinais que o potencial elétrico do corpo da célula é aumentado ou diminuído, ativando ou desativando o neurônio. Nas redes neurais artificiais, o funcionamento ocorre da mesma forma, se a entrada for maior do que um número definido, o neurônio artificial é ativado ou não.

A Figura 11 apresenta um neurônio artificial, criado por Frank Rosenblatt em 1958, baseado no modelo de 1943, desenvolvido por McCulloch e Pitts, composto pelas entradas (x), onde cada uma delas tem um peso (w) e pelas funções soma e de ativação.

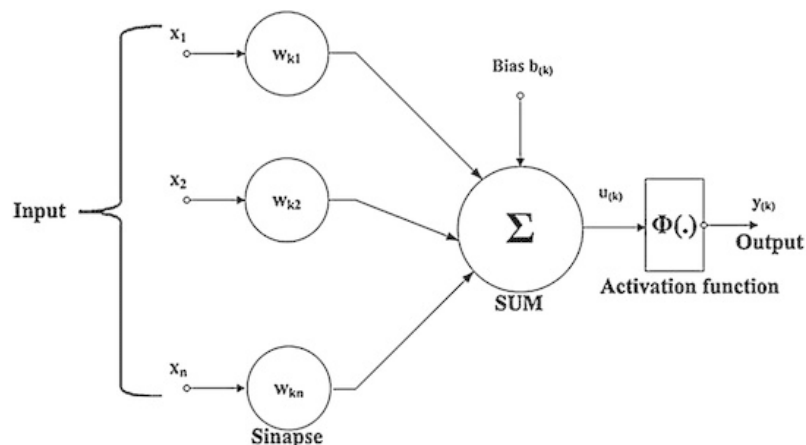


Figura 11: Neurônio Artificial

Fonte: [17]

A função soma é composta pela fórmula matemática

$$\sum_{i=1}^n x_i * w_i, \quad (1)$$

gerando um resultado que é enviado para a função de ativação, a qual decide se o neurônio será ativado.

Pesos positivos são considerados sinapses ativadoras e pesos negativos, sinapses inibidoras, ou seja, os pesos amplificam ou reduzem os sinais de entrada para que o neurônio seja ativado ou não. Em resumo, o aprendizado da rede neural consiste em fazer com que a mesma desenvolva o melhor conjunto de pesos para uma determinada base de dados.

2.5.1 Redes Neurais Recorrentes

Entre as técnicas mais utilizadas no desenvolvimento e processamento das informações de entrada e saída em *chatbots*, as redes neurais se destacam em razão de sua aplicação que visa apresentar aos usuários respostas mais precisas durante a conversação [18]. As redes neurais são divididas em duas categorias, de acordo com o tipo de interconexão: Redes *Feedforward* e Redes Neurais Recorrentes [9].

Conforme mostra a Figura 12, enquanto as redes *feedforward* não têm noção de ordem no tempo, a única entrada que considera é o exemplo atual a que foi exposta. Por outro lado as redes recorrentes, têm memória na camada oculta, e consideram também as entradas anteriores.

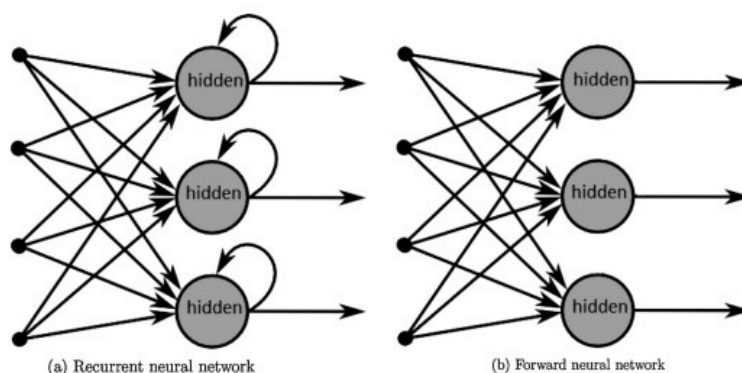


Figura 12: RNNs x Redes *Feedforward*

Fonte: [19]

As RNN se diferenciam das *feedforward* por esse *loop* conectado às suas decisões anteriores, utilizando suas próprias saídas como entrada. A adição de memória tem por finalidade utilizar informações da própria sequência para executar tarefas que as redes de *feedforward* não conseguem.

As RNN são apropriadas para resolver problemas que envolvam processamento temporal, pois podem armazenar as informações processadas enquanto executa novas entradas [9]. Através de RNNs:

”Somos capazes de ensinar os computadores a reconhecerem caracteres, figuras ou números. Com mais treinamento, é possível, de forma autônoma, agrupar padrões similares e obter respostas com mais qualidade para representarmos melhor a informação. Nessa perspectiva, a modelagem e o treinamento de uma RNN pode auxiliar no processo de

recuperação de informação para identificar e responder às intenções dos usuários por meio do assistente virtual na plataforma AVA”(OLIVEIRA, 2018, p.37) [9].

2.6 Redes LSTM

Uma rede neural LSTM ou memória longa de curto prazo é um tipo especial de RNN. Essas redes foram introduzidas por Hochreiter e Schmidhuber em 1997, sendo evoluídas e melhoradas por muitos outros autores com o passar do tempo. A rede LSTM é uma RNN que lembra valores em determinados intervalos, o que a torna melhor e mais eficaz do que um RNN simples, pois ela consegue remover ou adicionar informações para o estado da célula através dos *gates*.

A LSTM possui uma estrutura em cadeia que contém quatro redes neurais e diferentes blocos de memória chamados células. Essa estrutura é apresentada na figura [13].

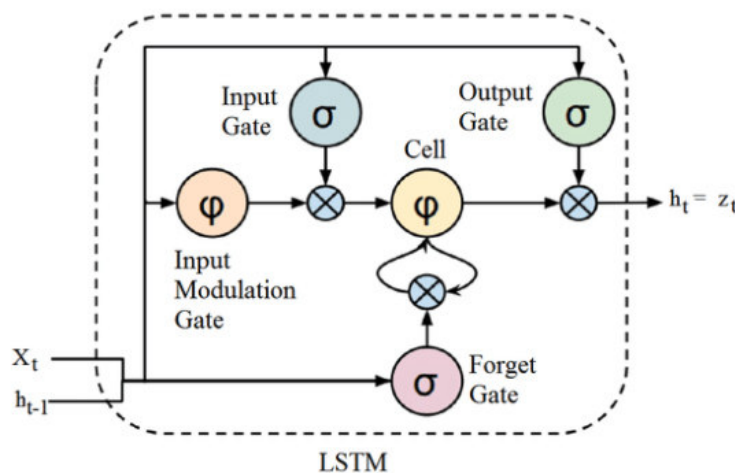


Figura 13: Arquitetura da rede LSTM

Fonte: [20]

- *Forget Gate*: Remove as informações que não são mais úteis no estado da célula são removidas com o forget gate. [20]
- *Input Gate*: Adiciona informações úteis ao estado da célula. Inicialmente, regula-se a informação por meio da função sigmoide, que funciona de forma similar ao forget gate, filtrando valores que devem ser lembrados. [20]
- *Output Gate*: Extrai informações úteis do estado da célula atual, apresentando-as como uma saída. A informação é regulada usando a função sigmoide que filtra os valores a serem lembrados. Os valores são enviados como uma saída e entrada para a próxima célula [20].

A memória de longo prazo é geralmente chamada de estado da célula. Como possui recursividade, as informações dos intervalos anteriores podem ser armazenadas na célula LSTM. Geralmente elas são utilizadas em tradução de idiomas, legendas em imagens, chatbots e geração de texto [20].

2.7 Plataformas de desenvolvimento

Plataformas de desenvolvimento são ferramentas que facilitam a elaboração de *chatbots* e a sua integração de ferramentas e serviços. As plataformas baseadas em nuvem possuem características de sincronicidade da inteligência de forma distribuída [21]. A Figura 14 ilustra uma comparação entre as principais ferramentas disponíveis para desenvolvimento de *chatbots*.

Características/Plataformas	Botpress	Botkit	MSBF/LUIS	Diagflow	Wit.ai	Lex	Chatfuel	IBM Watson
Código aberto	x	x						
Nenhuma codificação/personalização necessária	x			x	x	x	x	x
Integrado com processamento de linguagem natural	x		x	x	x	x		x
Gerenciamento de conteúdo	x			x			x	x
Processamento nativo de linguagem natural	-			x	x	x		x
Integra análise do chatbot	x			x			x	x
Análise personalizada	x					x		x
Arquitetura modular	x					x		x
Extensível	x	x				x		x
Livre de bloqueio de provedor <i>nip</i>		x	x					x
Disponível nas premissas	x	x						x
Disponível em nuvem	x	x	x	x	x	x	x	x
GUI para não-técnicos	x			x	x	x	x	x
Gerenciamento de diálogo extensível (DM)	x							x
SLA disponível	x							x
Habilitação de voz			x	x				x
Suporte disponível	x							x
Conecta-se a serviços internos e externos	x	x	x					x
Multilíngue	x			x			x	x
Controle de acesso ao usuário baseada em função (ACL)	x			x		x	x	x
<i>Human-in-Loop</i> embutido (HITL)	x							x
Todos os canais de mensagens (evento personalizado)	x	x						x

Figura 14: Comparação entre as ferramentas de desenvolvimento

Fonte: [9]

2.7.1 IBM Watson Assistant

A *IBM Watson Assistant* é uma plataforma desenvolvida pela IBM que possui IA e ML para desenvolvimento de assistentes virtuais conversacionais. Ela utiliza PLN e é capaz de analisar grandes repositórios de registros para processar e responder rapidamente questões feitas pelos usuários [9]. Na plataforma, são criadas intenções, entidades e diálogos.

- Intenções (*intents*): É o desejo que o usuário expressa ao enviar a mensagem. Exemplo: Oi, olá, bom dia (intenção: saudação).

- Entidades (*entities*): Representa um conjunto de dados ou um tipo de dado importante na interação com o usuário. É um complemento da informação passada na intenção.
- Diálogo (*dialog*): Onde a resposta para o usuário é configurada com o uso das intenções e entidades criadas.

Por meio desta plataforma é possível criar chatbots baseados em regras ou modelos de aprendizado de máquina. Embora não possua a capacidade de sentir emoções, pode ser programado para reconhecer e responder a certas emoções, com técnicas de processamento de linguagem natural.

Uma das maneiras de fazer isso é por meio da criação de entidades de emoções. As entidades de sentimentos são categorias de emoções que se deseja que o chatbot reconheça e responda de forma adequada.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Inicialmente realizou-se uma RSL para avaliar os tipos de redes neurais utilizadas, bem como os algoritmos e bibliotecas do *Python* para desenvolvimento de agentes conversacionais e análise de sentimentos. Aferiu-se também, importância da humanização de *chatbots*, bem como as melhores ferramentas disponíveis.

3.1 Classificação da Pesquisa

Os diferentes tipos de pesquisa se classificam quanto à sua abordagem, sua natureza, seus objetivos e seus procedimentos [22]. Seguindo estes conceitos, essa pesquisa classifica-se de acordo com a Tabela 6.

Tabela 6: Classificação da pesquisa

Classificação	Tipo de Pesquisa
Quanto à abordagem	Quantitativa
Quanto à natureza	Aplicada
Quanto aos objetivos	Exploratória
Quanto aos procedimentos	Experimental

Fonte: autora

3.2 Estrutura dos *Datasets*

Foram utilizados três *datasets* compostos por duas colunas: texto e classificação. O primeiro com aproximadamente 12 mil registros, extraídos aleatoriamente do *Twitter*¹, em que as frases são classificadas em sete emoções: felicidade, tristeza, raiva, inveja, ironia, amor e chateação.

O segundo *dataset* foi derivado do primeiro, do qual foram excluídos alguns sentimentos e permaneceram aproximadamente 5 mil registros, divididos em 3 emoções: felicidade, tristeza e raiva. A terceira base de dados também foi extraída do *Twitter*, com frases relacionadas com a política e classificadas em três: neutro, positivo e negativo.

¹<https://twitter.com/>

3.3 Tratamento dos Dados

Textos não estruturados necessitam de processamento PLN, visto que o texto coletado é contaminado com sinais, símbolos e caracteres e *stopwords* (artigos, preposições, pronomes), que são inadequadas para a classificação, pois adicionam uma grande quantidade de ruído. Quanto menos estruturado o texto, menos confiáveis serão os resultados da classificação [23]. Sendo assim, sugere-se que os dados contidos no dataset sejam tratados de forma que seu entendimento seja facilitado para a máquina.

Conforme apresentado no capítulo 2.1.1.4, ao realizar a RSL, foram encontradas algumas bibliotecas em *Python* utilizadas para realizar processamento de linguagem natural: NLTK, Tensorflow e Scikit-Learn. No tratamento dos dados dos *datasets* escolhidos, utilizou-se a biblioteca *Natural Language Toolkit* (NLTK)²

3.4 Aparência do Chatbot

Mediante pesquisas realizadas com usuários do *chatbot* do Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE)³, concluiu-se que a utilidade e a facilidade de uso têm impacto na satisfação, dessa forma é necessária a humanização dos *chatbots*, o que facilita a comunicação com os clientes e traz uma proximidade no atendimento [1].

Os principais contribuintes para a geração de confiança humano-robô são desempenho, aparência e antropomorfismo⁴. Contudo, robôs com características muito semelhantes a humanos, também podem gerar comportamentos de repulsa e estranheza.

Realizou-se testes, nos quais foram apresentados aos entrevistados, *chatbots* com duas representações: em desenho e humana, e pedido aos mesmos que avaliassem os critérios de calor humano, competência e confiança pela aparência do chatbot. Os maiores níveis destes parâmetros, foram do *chatbot* com aparência humana [25].

Os autores Wirtz et al. (2018) apud [25], afirmam que quanto mais uma face artificial se aproxima de parecer humana, mais aumenta a preferência dos usuários. No entanto, sua aparência não deve ser indistinguível com um humano, pois, nesse ponto, o rosto apresenta indícios de estranheza. Dessa forma, a Figura 15 apresenta a aparência proposta para o *chatbot* Isa.

²<https://www.nltk.org/>

³<https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae>

⁴Atribuição de forma, de características ou de comportamentos humanos a seres inanimados ou a seres vivos que não são humanos. [24]



Figura 15: Aparência do chatbot
Fonte: autora

3.5 Verificação da Satisfação com o Modelo Desenvolvido

A última etapa deste trabalho, foi a realização de pesquisa por meio de instrumento *on-line Google Forms*⁵ com os alunos, usuários do *chatbot* desenvolvido, a fim de analisar se o mesmo correspondia as expectativas de melhora no atendimento.

3.6 Desenvolvimento do Chatbot e Integração ao AVA Moodle

Após os testes realizados, os dados foram configurados na plataforma *IBM Watson Assistant*, onde realmente ocorreu o desenvolvimento do *chatbot*, por meio da organização das respostas que são informadas aos usuários e treinamento do modelo implementado.

3.6.1 Criação do Chatbot

Para criação do *chatbot*, foi necessário criar uma conta na *IBM Cloud*⁶ e um espaço de trabalho (*Skill*) na *IBM Watson Assistant*. Após, são criadas as intenções, entidades e modelos de diálogo que o *chatbot* utilizará. No *chatbot* ISA, configurou-se aproximadamente 70 intenções, 5 entidades e 280 nodos de diálogo.

3.6.1.1 Intenções

As intenções (*intents*) no *IBM Watson Assistant* são o principal mecanismo usado para compreender o que o usuário está tentando dizer ou fazer. Uma intenção é uma representação do objetivo ou propósito da mensagem do usuário.

Se um usuário escrever "Onde vejo minhas notas?", a intenção por trás dessa mensagem é "#vernota". O Watson utiliza algoritmos de PLN para identificar a intenção da mensagem do usuário, independentemente das palavras exatas usadas.

As intenções são criadas e treinadas pelo *Watson Assistant* com base nas necessidades

⁵<https://docs.google.com/forms/>

⁶<https://cloud.ibm.com/>

específicas do *chatbot*. Para treinar uma intenção, são fornecidas várias frases de exemplo que refletem o mesmo objetivo, permitindo que o modelo aprenda a reconhecer a intenção em diferentes variações de frases e expressões.

As figuras 16 e 17, mostram as telas de criação e os exemplos utilizados para a intenção ”#vernota”.

The screenshot shows the 'Create Intent' form in the IBM Watson Assistant console. At the top, there is a back arrow and the intent name '#vernota'. The form has several sections: 'Intent name' with the value '#vernota', 'Name your intent to match a customer's question or goal' (which is empty), 'Description (optional)' with a placeholder 'Add a description to this intent', and 'User example' with a placeholder 'Type a user example here'. At the bottom, there is a note: 'Add unique examples of what the user might say. (Pro tip: Add at least 5'.

Figura 16: Criação da Intenção #vernota

Fonte: autora

Como apresentado na figura 16, na criação das intenções, existem 3 campos: *Intent name* (nome da intenção), *Description* (descrição) e *User Example* (Exemplo de usuário), onde os exemplos de frases são inseridos para que o modelo faça o treinamento. É indicado pelo *Watson* que sejam inseridas pelo menos 5 frases.

A figura 17 apresenta as frases cadastradas para a intenção ”#vernota”. Essas frases também podem ser adicionadas por meio da interface ”*User Conversations*” apresentada na seção 4.7.1.2.

The screenshot shows a list of user examples for the intent '#vernota'. The list is titled 'User examples (7) ↑'. There are seven examples, each with a checkbox on the left and the text of the example on the right. The examples are: 'como encontro a nota de uma avaliação?', 'como sei que nota tirei?', 'como vejo minha nota?', 'entreguei o trabalho e não encontro a nota', 'onde acho a nota de um trabalho?', 'onde encontro minhas notas?', and 'Quero as notas agora!'.

Figura 17: Exemplos de frases

Fonte: autora

3.6.1.2 Entidades

As entidades (*entities*) são termos específicos que são relevantes para a interação com o usuário. As entidades representam informações que podem ser extraídas do texto do

usuário, como nomes de lugares, datas, números de telefone, produtos, etc. São usadas para complementar as intenções na compreensão da mensagem. Por exemplo, se a intenção do usuário quiser ver as notas, as entidades podem ser usadas para identificar a disciplina ou até mesmo os sentimentos expressos na frase digitada.

Assim como as intenções, as entidades são criadas e treinadas com base nas necessidades específicas do *chatbot*. São fornecidos exemplos de frases que contêm as entidades relevantes para o modelo aprender a reconhecê-las e extrair as informações necessárias.

O *IBM Watson Assistant* usa algoritmos PLN, assim como nas intenções, para identificar as entidades na mensagem do usuário, independentemente da ordem ou das palavras exatas usadas. As entidades são então mapeadas para os campos correspondentes em uma estrutura de dados que representa a solicitação do usuário, o que permite que o sistema processe a solicitação e tome as medidas adequadas.

As entidades são importantes para a precisão e eficiência da interação do usuário com o *Watson Assistant*, uma vez que permitem que o sistema extraia informações importantes da mensagem do usuário sem a necessidade de perguntas adicionais. O uso de entidades ajuda a criar uma experiência mais natural e intuitiva para o usuário, além de permitir que o sistema forneça respostas mais personalizadas e relevantes. A figura 18 apresenta a tela de criação das entidades.

Figura 18: Criação da Entidade @tiste

Fonte: autora

Na criação das entidades, são solicitadas duas informações: *Entity name* (nome da entidade) e *Value* (valor). A figura 19 apresenta as palavras cadastradas para que o *chatbot* consiga detectar tristeza nas frases.

☐ Values (10) ↑	Type
☐ chateada	Synonyms
☐ chateado	Synonyms
☐ Estou chorando	Synonyms
☐ estou triste	Synonyms
☐ incomodada	Synonyms
☐ incomodado	Synonyms
☐ insatisfeito	Synonyms
☐ Minha vida não tem sentido	Synonyms
☐ triste	Synonyms
☐ tristeza	Synonyms

Figura 19: Exemplos de sinônimos da entidade triste

Fonte: autora

3.6.1.3 Diálogos

Os diálogos são uma parte essencial do processo de construção de assistentes virtuais, pois são estruturas lógicas que controlam a maneira como o assistente virtual responde às perguntas e comandos dos usuários. Os diálogos são criados no *Watson Assistant* por meio de uma interface visual que permite definir fluxos de conversa, criar respostas personalizadas e programar ações específicas para o assistente executar.

Na seção de diálogo configurou-se as respostas a serem informadas para os usuários do *chatbot*, bem como, foram efetuadas combinações de intenções com as entidades para que o mesmo consiga detectar os sentimentos presentes na frase dos alunos. Decidiu-se utilizar quatro sentimentos nos diálogos do assistente virtual ISA, pois considerou-se que empregar muitos sentimentos poderia causar confusão na detecção da emoção. Dessa forma, o mesmo é capaz de entender alegria, tristeza, medo e raiva.

Primeiramente, o assistente virtual detecta a intenção da frase, e após, verifica se alguma entidade de sentimento está presente no texto digitado para retorne a resposta adequada. A figura 20 apresenta um exemplo de diálogo com o chatbot, em que o mesmo detecta o sentimento expresso pelo usuário e dá como resposta a informação solicitada.

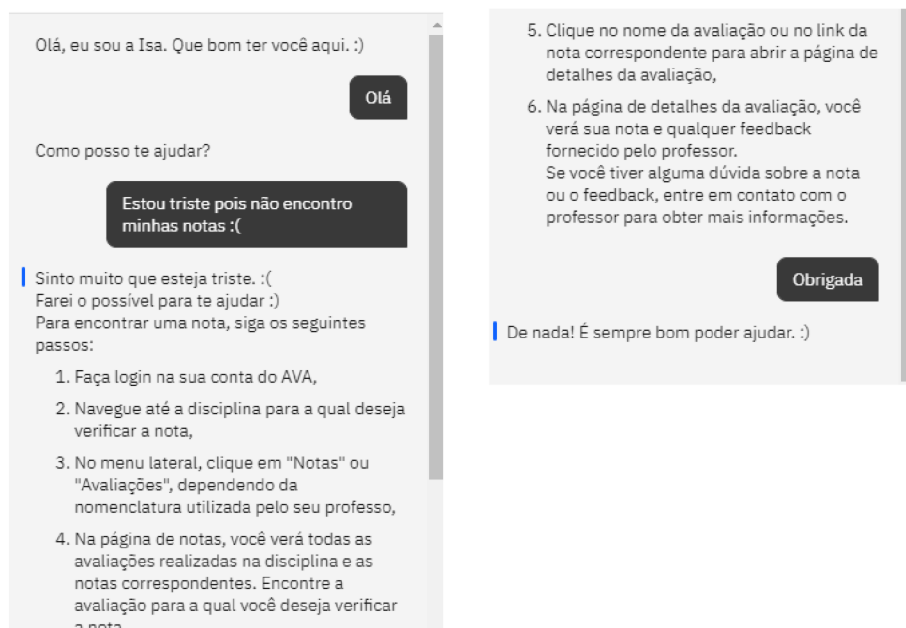


Figura 20: Exemplos de diálogo

Fonte: autora

A figura 21, apresenta um exemplo de diálogo onde o *Chatbot* ISA se apresenta ao usuário.

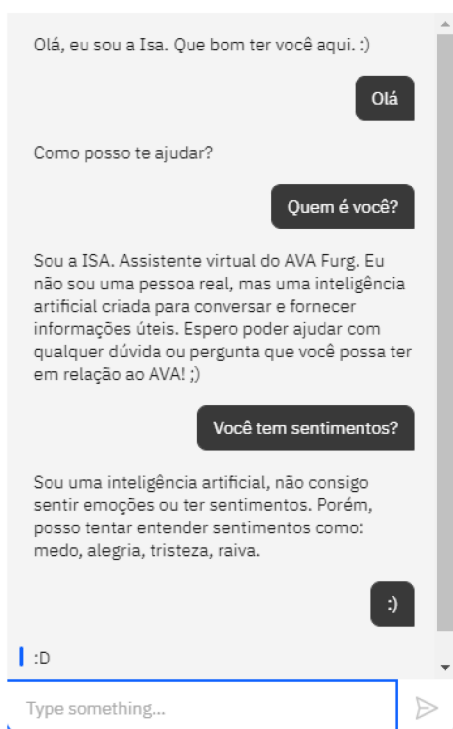


Figura 21: Exemplos de diálogo

Fonte: autora

3.6.1.4 User Conversations

A seção "User Conversations" (Conversas do Usuário) é uma das áreas do *Watson Assistant* que possibilita o monitoramento e gerenciamento das interações entre os usuários e o assistente virtual. Essa seção permite visualizar o histórico completo de conversas do usuário com o assistente e analisar o desempenho do mesmo em termos de precisão, velocidade de resposta e eficácia em resolver as solicitações dos usuários.

Também é possível visualizar cada interação do usuário com o *chatbot* em uma conversa com formato semelhante a uma conversa por mensagens de texto. Cada conversa exibe o texto enviado pelo usuário e a resposta correspondente do *chatbot*. Além disso, é possível visualizar informações adicionais, como o horário da conversa, o nome da intenção e da entidade correspondentes à interação, e o nível de confiança do assistente na classificação da intenção.

Nesta seção, pode-se também corrigir ou atribuir à frase, uma intenção ou entidade que tenha sido identificada incorretamente, permitindo melhorias contínuas na eficiência e eficácia do assistente em atender às necessidades dos usuários. A figura 22, apresenta um exemplo de frase com as intenções e entidades detectadas pelo assistente.

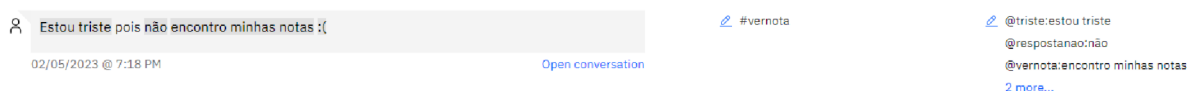


Figura 22: Frase com intenção e entidades

Fonte: autora

Conforme mostrado na figura, para a entrada "Estou triste pois não encontro minhas notas :(", o *chatbot* reconheceu a intenção "#vernota" e o sentimento de tristeza através das entidades, o que proporcionou ao mesmo dar a resposta para a pergunta do usuário de acordo com a emoção detectada na frase.

3.6.2 Intrumento de Coleta

O instrumento de coleta escolhido foi um questionário⁷ desenvolvido para análise da satisfação dos usuários, que foi composto por doze perguntas, apresentadas na tabela 7. Nas questões em que foi solicitado ao usuário atribuição de alguma nota, utilizou-se a Escala de Likert.

3.6.2.1 Escala de Likert

A escala de Likert é uma técnica de medição amplamente utilizada em pesquisas e estudos de opinião pública. Desenvolvida pelo psicólogo americano Rensis Likert em 1932, a escala de Likert é uma das técnicas mais populares para avaliar opiniões e atitudes em uma ampla variedade de contextos [26].

⁷<https://forms.gle/Z6oARQw1eSQEsJV38>

A escala de Likert consiste em uma série de declarações afirmativas ou negativas às quais os participantes devem responder em uma escala de cinco ou sete pontos, que vão desde "discordo totalmente" até "concordo totalmente". Os pontos intermediários geralmente são rotulados como "discordo parcialmente", "neutro" e "concordo parcialmente". Os participantes devem escolher o ponto da escala que melhor representa sua opinião ou atitude em relação à declaração apresentada.

A escala de Likert é amplamente utilizada em pesquisas em diversas áreas, como psicologia, ciências sociais, marketing, entre outras. Ela é considerada uma técnica confiável e válida para medir opiniões e atitudes dos participantes [27]. No entanto, é importante ressaltar que a escala de Likert pode ter limitações e ser influenciada por diferentes fatores, como a formulação das questões e o contexto em que são utilizadas. Além disso, a interpretação dos resultados pode ser influenciada por vieses do pesquisador ou do participante [28].

Apesar dessas limitações, a escala de Likert continua sendo uma técnica importante e amplamente utilizada em pesquisas e estudos de opinião pública. Sua simplicidade e facilidade de utilização a tornam uma ferramenta valiosa para coletar dados sobre opiniões e atitudes dos participantes.

Tabela 7: Perguntas do Questionário

Ordem	Questão
1 ^a	Sexo
2 ^a	Curso
3 ^a	O chatbot respondeu sua dúvida de forma satisfatória?
4 ^a	Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "péssima" e 5 "excelente", qual a sua avaliação para as respostas do chatbot?
5 ^a	Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "Nunca" e 5 "Muito frequente", com que frequência você utilizaria o chatbot ISA?
6 ^a	Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "Não é nada importante" e 5 "Muito importante", como você vê a utilidade do chatbot ISA no AVA?
7 ^a	Qual sentimento estava presente nas suas frases durante a conversa com o chatbot?
8 ^a	O chatbot conseguiu identificar corretamente os sentimentos expressados nas suas frases?
9 ^a	Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Em relação a aparência do Chatbot ISA, qual sua nota para a apresentação abaixo?
10 ^a	Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Qual a nota que você daria para o chatbot ISA?
11 ^a	Qual a sua sugestão/crítica para as funcionalidades do chatbot?
12 ^a	Qual a sua sugestão/crítica para a aparência do chatbot?

Fonte: autora

3.6.3 Moodle Cloud

O *Moodle Cloud*⁸ é uma plataforma de criação e gerenciamento de cursos *on-line* baseado no *Moodle*. Dessa forma, os usuários podem se beneficiar de recursos e funcionalidades que o *Moodle* oferece, incluindo o upload de materiais de ensino, criação de tarefas e atividades, criação de questionários e testes e todas as aplicabilidades do Moodle.

Além disso, o *Moodle Cloud* é uma plataforma totalmente hospedada, o que dispensa a instalação do mesmo na máquina. Sendo assim, ele se torna uma solução fácil e acessível para gerenciamento de cursos *on-line* sem precisar de conhecimentos técnicos avançados sobre a plataforma.

3.6.4 Integração com o AVA

A última etapa do trabalho, foi integrar o *chatbot* com o Moodle. A integração do *chatbot* ISA foi realizada em uma página de teste⁹ criada no *Moodle Cloud*, conforme apresentado nas figuras 23 e 24.

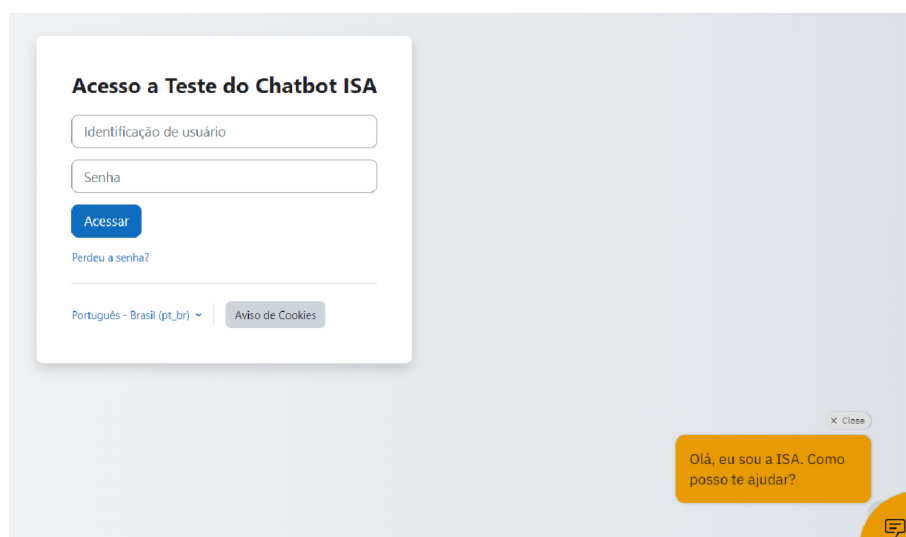


Figura 23: Chatbot ISA integrado ao Moodle

Fonte: autora

Na figura 23 o *chatbot* aparece como um balão no canto inferior direito da imagem. Ao ser clicado, o mesmo é aberto ficando com a aparência apresentada na figura 24.

⁸moodlecloud.com

⁹<https://chatbot-isa.moodlecloud.com/>

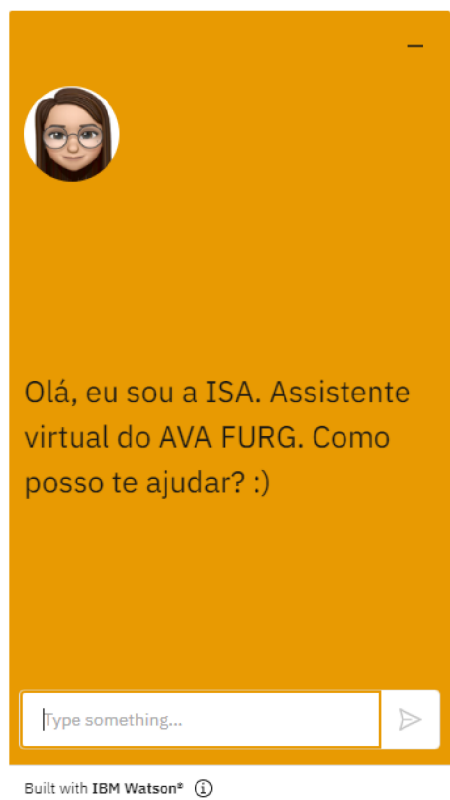


Figura 24: Diálogo com o chatbot

Fonte: autora

Para que essa integração ocorra, o *IBM Watson Assistant* disponibiliza um código HTML que é incluído na página do *Moodle*. Esse código é apresentado na figura 25.

```
<script>
  window.watsonAssistantChatOptions = {
    integrationID: "f6ee9912-36fd-410b-86ed-d0801c796a55", // The ID of this integration.
    region: "us-south", // The region your integration is hosted in.
    serviceInstanceID: "e46ac197-e4d4-4800-9cf2-540db0f55db0", // The ID of your service instance.
    onLoad: function(instance) { instance.render(); }
  };
  setTimeout(function(){
    const t=document.createElement('script');
    t.src="https://web-chat.global.assistant.watson.appdomain.cloud/versions/" + (window.watsonAssistantChatOp
    document.head.appendChild(t);
  });
</script>
```

Figura 25: Código de integração do *chatbot* ao *Moodle*

Fonte: autora

4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados dos experimentos realizados entre a RNN e o *Algoritmo Naive Bayes*, bem como, a avaliação dos alunos usuários do *chatbot*.

4.1 Experimentos RNN x *Naive Bayes*

Para realização dos testes, foi desenvolvida uma RNN *Long Short Term Memory* (LSTM) e o algoritmo *Naive Bayes Multinomial*, pois conforme apresentado anteriormente, tiveram maior destaque na RSL realizada.

4.1.1 Rede Neural

A RNN foi desenvolvida em *Python* com a utilização da biblioteca Keras¹. O modelo desenvolvido apresenta aproximadamente 300 neurônios na primeira camada e 128 neurônios na segunda camada, totalizando 640.000 e 130.000 parâmetros respectivamente. Na terceira camada, foram utilizados 3 neurônios, restando um total de 771.971 parâmetros para serem estimados.

Utilizou-se a abordagem de aprendizagem supervisionada, em que os pesos dos valores da camada de entrada podem ser modificados pelo algoritmo.

O algoritmo otimizador utilizado foi o Adam, e os *datasets* foram divididos em 80% de dados para treino e 20% de dados para teste.

A estrutura da rede neural desenvolvida é ilustrada na Figura 26.

¹<https://keras.io/>

Layer (type)	Output Shape	Param #
input (InputLayer)	[(None, 300)]	0
embedding (Embedding)	(None, 300, 128)	640000
lstm (LSTM)	(None, 128)	131584
softmax (Dense)	(None, 3)	387
Total params: 771,971		
Trainable params: 771,971		
Non-trainable params: 0		
None		

Figura 26: Estrutura da rede neural

Fonte: autora

O algoritmo utilizado na mesma, é responsável por processar as entradas, calcular os pesos e o erro, para que os valores e pesos sejam ajustados. A taxa de erro é definida e o algoritmo se repete até o valor desejado.

4.1.2 Algoritmo *Naive Bayes*

O algoritmo *Naive Bayes* é um algoritmo de classificação baseado no Teorema de Bayes, utilizando uma abordagem probabilística, permite classificar adequadamente as respostas de um usuário ao categorizar um texto com menos recursos de hardware comparado com outros algoritmos [29]. É utilizado em várias aplicações, em que destacam-se filtros de spams, separação de documentos e mineração de textos [30]. O algoritmo consiste em analisar a base de dados e elaborar uma tabela de probabilidades para sua própria aprendizagem [30].

O desacoplamento das distribuições de características condicionais da classe significa que cada distribuição pode ser estimada independentemente como uma distribuição unidimensional [31].

Utilizou-se o *Multinomial Naive Bayes*, pois possibilita uma saída não binária, o mesmo foi implementado com a biblioteca *Scikit-Learn*². O *alpha* utilizado foi 0.001, pois após alguns ajustes a fim de melhorar seu resultado, que apresentou melhor acurácia. Em concordância com os testes realizados na rede neural, os dados do *dataset* também foram divididos em 80% de dados para treino e 20% de dados para teste.

4.1.3 Primeiro Experimento

No primeiro experimento realizado, utilizou-se a base de dados de frases extraídas aleatoriamente do *Twitter*, com aproximadamente 12 mil frases classificadas em 7 emoções. A distribuição das intenções é apresentada na Figura 27.

²<https://scikit-learn.org/>

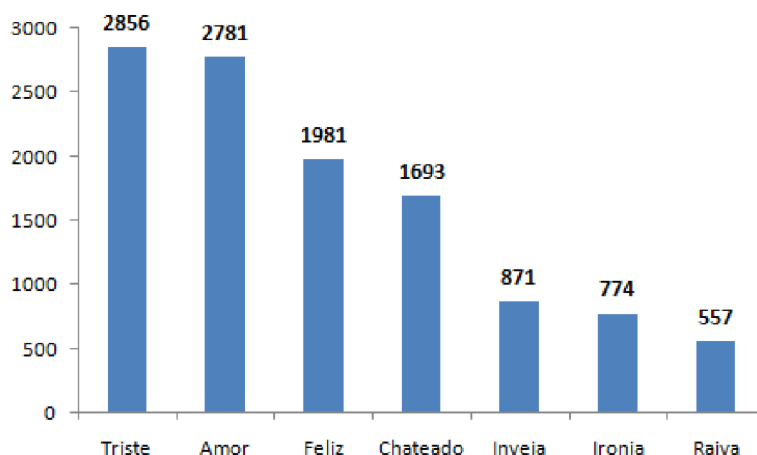


Figura 27: Distribuição das intenções do primeiro teste
Fonte: autora

Após o tratamento dos dados, analisou-se a acurácia do *dataset* na rede neural e no algoritmo *Naive Bayes Multinomial*, obtiveram-se os seguintes valores como resultado:

- Rede Neural: 47,42%.
- Algoritmo *Naive Bayes Multinomial*: 42,55%.

4.1.3.1 Análise do Primeiro Experimento

Com a análise dos resultados, percebeu-se que a baixa acurácia nos dois modelos foi em razão de haver muitas classificações no *dataset*, pois sentimentos como ironia e inveja, por vezes, causam confusão no resultado, bem como é o caso de felicidade e amor. Visto que o *chatbot* não precisará distinguir esses sentimentos, diminuimos o mesmo, deixando-o com 3 emoções para o segundo teste.

4.1.4 Segundo Experimento

No segundo experimento, diminuiu-se as classificações do primeiro *dataset* de sete para três, o mesmo ficou com aproximadamente 5 mil frases, distribuídas da forma como está apresentada na Figura 28.

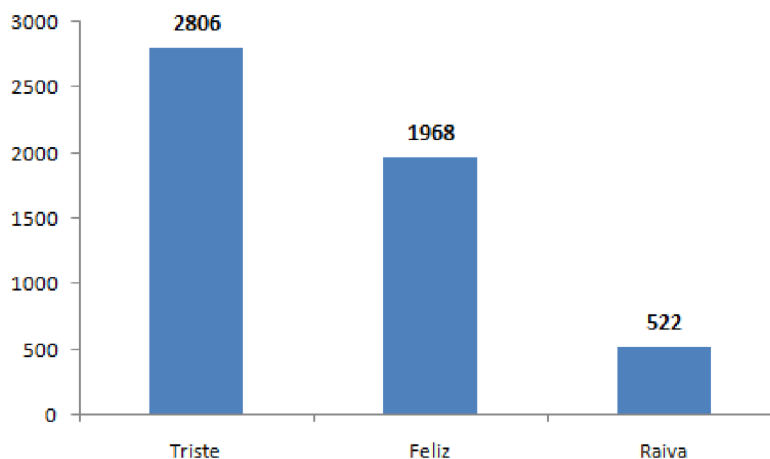


Figura 28: Distribuição das intenções do segundo teste

Fonte: autora

Após a execução do *dataset* nos modelos, chegou-se ao seguinte resultado:

- Rede Neural: 70,57%.
- Algoritmo *Naive Bayes Multinomial*: 68,67%.

4.1.4.1 Análise do Segundo Experimento

Desta vez, verificou-se uma acurácia um pouco maior, porém ainda não considerada ideal de 85% por (Wilson et. al, 2019)[32]. Chegou-se a conclusão, de que as acurácias ainda estavam baixas, em razão da base de dados conter muitas abreviações, tais como: kd (cadê), mt(muito), tb(também), etc. Além de várias expressões para expressar risadas (kkkk, hahaha, ashaisau...). Dessa forma, buscou-se um *dataset* mais estruturado para realização do terceiro experimento.

4.1.5 Terceiro Experimento

Para o terceiro experimento, utilizou-se um *dataset* também extraído do *Twitter*, porém com frases melhor estruturadas e em Língua Inglesa.

A base de dados contém aproximadamente 40 mil intenções, ilustradas na Figura 29.

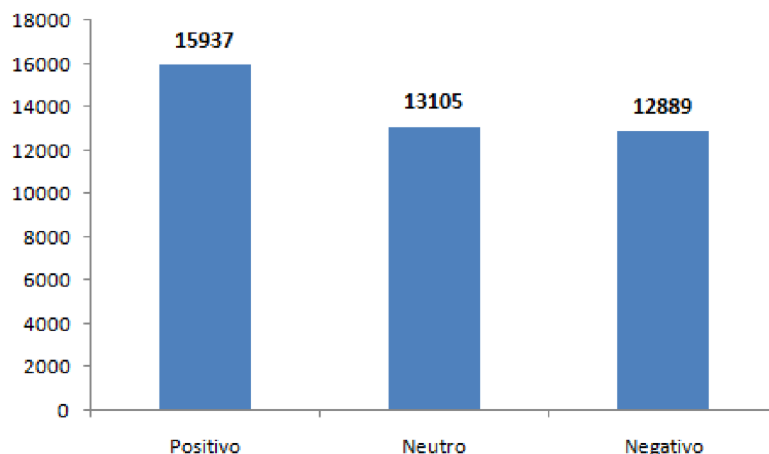


Figura 29: Distribuição das intenções do terceiro teste
Fonte: autora

Após submeter o *dataset* aos modelos, obteve-se as seguintes acurácias:

- Rede Neural: 86,83%.
- Algoritmo *Naive Bayes Multinomial*: 76,57%.

4.1.5.1 Análise do Terceiro Experimento

Observando-se os resultados apresentados, percebe-se que as acurácias tiveram aumento em relação aos experimentos anteriores, porém, o modelo *Naive Bayes* ainda não apresentou acurácia aceitável de acordo com (Wilson et. al, 2019) [32], somente a rede neural obteve resultado satisfatório.

4.1.6 Análise Final

Após a realização de cada experimento, utilizou-se a métrica *F1 Score*, por meio da biblioteca *Scikit-Learn* para confirmação dos resultados. Com a análise das três experiências, observou-se que a rede neural atendeu a necessidade de classificação de sentimentos de forma satisfatória, onde obteve melhor diferença de desempenho no último teste, enquanto o modelo *Naive Bayes* não atingiu a acurácia esperada. Os resultados são apresentados na Figura 30.

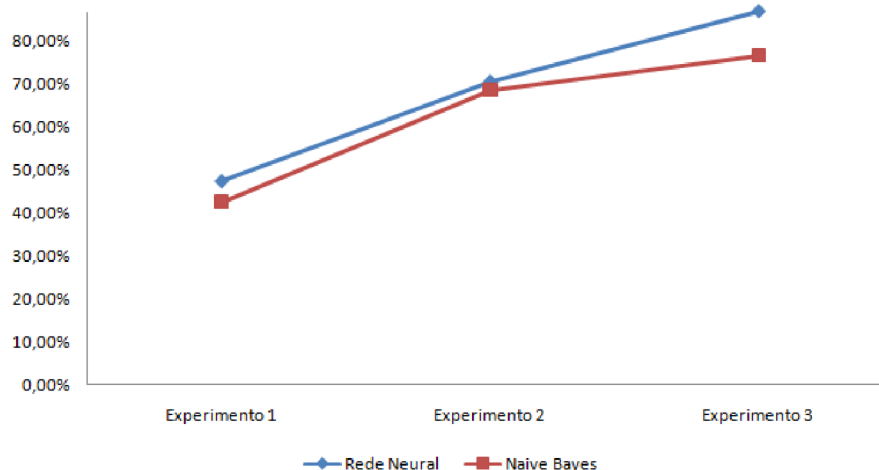


Figura 30: Desempenho dos modelos testados

Fonte: autora

Dessa forma, escolheu-se utilizar o modelo da RNN no desenvolvimento do *chatbot* ISA, visto que essas redes possuem a característica de salvar o estado anterior para ser utilizado na seguinte [9], além de terem apresentado melhor acurácia nos testes realizados.

4.2 Experimentos de interações com o *chabot*

Relizou-se dois experimentos de interações com o *chatbot* ISA. Utilizou-se o primeiro experimento, em que 27 alunos participaram, para promover o treinamento do assistente virtual a partir das frases inseridas pelos mesmos. No segundo experimento, quinze alunos interagiram com o *chabot* e após, responderam ao questionário de avaliação.

4.2.1 Resultados do Questionário

Dentre as 12 perguntas do questionário, utilizou-se 6 para avaliar a eficiência do *chatbot*. O resultado dessas questões é apresentado a seguir.

Para a questão "O *chatbot* respondeu sua dúvida de forma satisfatória?", 100% dos entrevistados responderam "sim", conforme apresentado na figura 31.



Figura 31: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

A questão seguinte era "Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "péssima" e 5 "excelente", qual a sua avaliação para as respostas do *chatbot*?". Para essa questão, obteve-se as respostas apresentadas na figura 32.

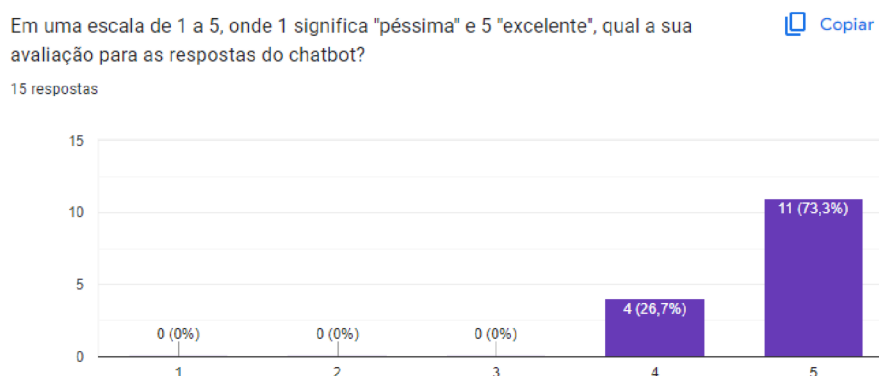


Figura 32: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

Dos 15 alunos que responderam ao questionário, 11 deles (equivalente a 73,3%) atribuiu nota 5 para as respostas do chatbot, e 4 (26,7%) avaliaram as respostas do assistente virtual com nota 4.

Dessa forma, calculou-se a média das respostas e chegou-se a uma nota de 4,73 para a qualidade das respostas dadas pelo *chatbot*.

A terceira questão de avaliação foi "O *chatbot* conseguiu identificar corretamente os sentimentos expressados nas suas frases?". As respostas estão na figura 33.

O chatbot conseguiu identificar corretamente os sentimentos expressados nas suas frases? [Copiar](#)

15 respostas

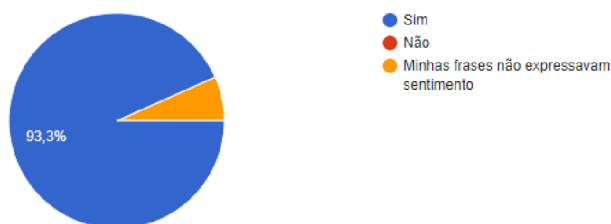


Figura 33: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

Nesta questão, 14 alunos (93,3%) responderam que o *chatbot* conseguiu identificar o sentimento presente na frase. Um aluno não utilizou emoção no texto ao interagir com o assistente virtual.

Na questão "Qual sentimento estava presente nas suas frases durante a conversa com o *chatbot*?", os alunos responderam da forma em que é apresentada na figura 34.

Qual sentimento estava presente nas suas frases durante a conversa com o chatbot? [Copiar](#)

15 respostas

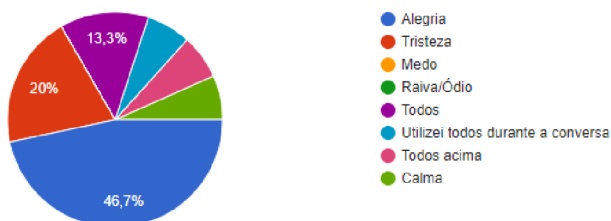


Figura 34: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

Conforme mostrado na Figura 34, o sentimento mais utilizado nas frases foi alegria, em 7 interações (46,7%), seguido de tristeza por 3 usuários (20%) e calma utilizado em 1 diálogo. 4 usuários (26,6%) utilizaram todos os sentimentos que estão nas competências do chatbot. Dessa forma, em concordância com a Figura 33, percebe-se que mesmo com vários sentimentos sendo utilizados no diálogo, o assistente virtual consegue perceber e responder adequadamente a todos eles.

Como avaliação da aparência, a pergunta era "Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Em relação a aparência do *Chatbot* ISA, qual sua nota para a apresentação abaixo?" e obteve-se as respostas apresentadas na Figura 35.

Pela análise da figura 35, percebe-se que 53,3% dos alunos atribuíram nota 5, 40% atribuíram nota 4 e 6,7% nota 3. Sendo assim, a nota de avaliação da aparência do *chatbot* totalizou 4,46.

Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Em relação a aparência do Chatbot ISA, qual sua nota para a apresentação abaixo?

15 respostas

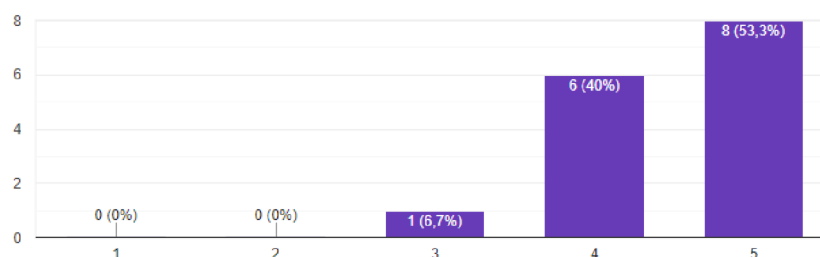


Figura 35: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

Por fim, pediu-se uma nota final para o *chatbot* e chegou-se as respostas apresentadas na figura [36](#).

Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Qual a nota que você daria para o chatbot ISA?

15 respostas

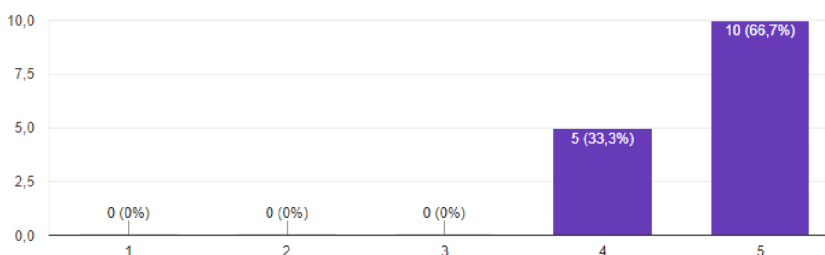


Figura 36: Gráfico de respostas dos usuários
Fonte: Google Forms

Conforme a figura [36](#), percebe-se que 66,7% dos usuários atribuiu nota 5 para o chatbot e 33,3% conferiu nota 4. Dessa forma, a nota final de avaliação do *chatbot* ISA foi 4,66.

4.2.2 Estatísticas do Chatbot

O *IBM Watson Assistant* disponibiliza a página *Overview* (Visão geral), que apresenta uma visão geral dos serviços, recursos e funcionalidades disponíveis na plataforma.

Esta seção contém informações sobre as áreas principais do *IBM Watson*, como Inteligência Artificial, Análise de Dados, Aprendizado de Máquina, Processamento de Linguagem Natural, entre outros e fornece um resumo das principais funcionalidades do *chatbot* bem como suas estatísticas (número de diálogos, porcentagens de acertos e erros, etc.)

Com os primeiros teste de interações dos alunos com o *chatbot*, o mesmo apresentou o resultado mostrado na figura 37.

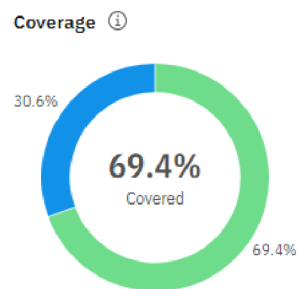


Figura 37: Resultado do primeiro teste de interações
Fonte: *Overview* - IBM Watson Assistant

A baixa porcentagem de acertos do *chatbot* (69,4%) foi pelo fato do assistente virtual ter apenas as intenções e entidades cadastradas e ainda não ter sido submetido a nenhum conjunto de diálogos. Utilizou-se as perguntas realizadas pelos 27 alunos para realizar o treinamento do *chatbot*.

Após este treinamento, o *chatbot* ISA foi submetido ao segundo teste, no qual 15 alunos interagiram com mesmo. No segundo teste, obteve-se o resultado apresentado na figura 38.

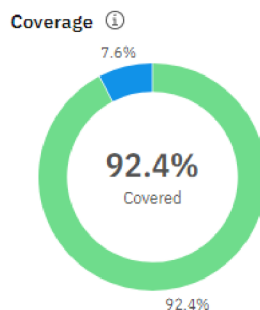


Figura 38: Resultado do segundo teste de interações
Fonte: *Overview* - IBM Watson Assistant

Neste segundo teste de interações, o *chatbot* aumentou sua porcentagem de acertos de 69,4% para 92,4%.

Observando-se os resultados dos testes, percebe-se que o *chatbot* obteve resultados muito satisfatórios, superando a acurácia mínima aceitável de 85% [32].

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O desenvolvimento deste trabalho, iniciou-se com uma a revisão sistemática de literatura, em que percebeu-se que boa parte dos chatbots desenvolvidos utiliza redes neurais recorrentes. Foi encontrada uma variedade de algoritmos para análise de sentimentos e emoções, dentre eles, está o algoritmo *Naive Bayes*. Como biblioteca para trabalhar com PLN, encontrou-se a NLTK, que foi utilizada para o tratamentos dos dados dos *datasets* utilizados.

Dentre os métodos para estimular a satisfação do usuário de *chatbots*, está a humanização dos mesmos, para que o utilizador desse sistema tenha a impressão de estar conversando com um ser humano, mesmo sabendo de que trata-se de um agente conversacional. A respeito de tecnologias e ferramentas para desenvolvimento, destaca-se a *IBM Watson*, uma ferramenta online para desenvolvimento de assistentes virtuais com inteligência artificial, desenvolvida pela IBM.

Realizaram-se testes para comparação de desempenho entre RNNs e o Algoritmo Naive Bayes, os quais destacaram-se nas questões de pesquisa utilizadas na RSL. Em relação a esses testes realizados, percebeu-se que as redes neurais recorrentes, resolvem de forma satisfatória o problema da classificação de sentimentos, visto que tiveram aproximadamente 86% de acurácia, o algoritmo Naive Bayes não alcançou a acurácia mínima, apresentando 76% de precisão.

Após os primeiros testes, o chatbot foi desenvolvido na plataforma IBM Watson Assistant, bem como foi treinado para realizar a análise de sentimentos das frases recebidas. Após a classificação do texto, o *chatbot* foi capaz de responder adequadamente de acordo com o emoção do usuário no momento da interação. Seguidamente, o mesmo foi testado por alunos e avaliado por meio de formulário on-line, alcançando uma nota geral de 4,66 de aprovação em uma escala de 1 a 5 e 92.4% de precisão nas respostas.

Desta forma, acredita-se que o atendimento realizado pelo assistente virtual do AVA Moodle é potencializador nas contribuições de satisfação dos seus usuários, visto que apresentou-se uma proposta de assistente virtual humanizado para classificar as intenções dos usuários e reconhecer os sentimentos presentes no texto dos mesmos, de forma rápida e satisfatória.

Assim sendo, ressalta-se que este trabalho pode contribuir com muitas possibilidades para o desenvolvimento do AVA, bem como, o uso do modelo aqui proposto pode ser utilizado em diversas áreas da Universidade.

Por fim, como opções para trabalhos futuros, tem-se:

- Ampliar a abrangência de respostas que o *chatbot* é capaz de promover;
- Realizar novos testes;
- Aumentar o número de intenções reconhecidas;
- Adaptar o *chatbot* para que possa responder perguntas a respeito de disciplinas.

REFERÊNCIAS

- [1] REBECCHI, A. de B. ***Robô Humano: Estudo sobre humanização no atendimento com chatbot***. Dissertação (Mestrado) — Escola Superior de Propaganda e Marketing – ESPM, São Paulo, 2020.
- [2] CEDRO, P. D. et al. **CVChatbot: Um Chatbot para o Aplicativo Facebook Messenger Integrado ao AVA Moodle**. *VII Congresso Brasileiro de Informática na Educação*, 2018.
- [3] INEP, I. N. de Estudos e P. E. A. T. ***Ensino a distância se confirma como tendência***. 2020. Disponível em: <<https://www.gov.br/inep/pt-br/assuntos/noticias/censo-da-educacao-superior/ensino-a-distancia-se-confirma-como-tendencia>>. Acesso em: 05 abr. 2022.
- [4] MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. **Sistemas Inteligentes Para Engenharia**. In: _____. <https://dcm.ffclrp.usp.br/augusto/publications/2003-sistemas-inteligentes-cap4.pdf>: [s.n.], 2003. cap. 4, p. 39–56.
- [5] CIECHANOWSKI, L. et al. **In the shades of the uncanny valley: An experimental study of human–chatbot interaction**. *Future Generation Computer Systems*, v. 92, p. 539–548, 2019.
- [6] SCHUMAKER, R. P.; CHEN, H. **Interaction Analysis of the ALICE Chatterbot: A Two-Study Investigation of Dialog and Domain Questioning**. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, v. 40, n. 1, p. 40–51, 2010.
- [7] PARK, M.; IM, H.; KIM, H.-Y. ***“You are too friendly!” The negative effects of social media marketing on value perceptions of luxury fashion brands***. 2020. 529-542 p. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296318303394>>. Acesso em: 12 jan. 2023.

- [8] ZHANG, J. et al. *Emotion recognition using multi-modal data and machine learning techniques: A tutorial and review*. 2020. 103-126 p. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253519302532>>. Acesso em: 13 jan. 2023.
- [9] OLIVEIRA, J. da S. *Assistente Virtual Integrado ao AVA FURG como Recurso de Apoio Acadêmico: uma experiência com redes neurais recorrentes*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande - FURG, 2020.
- [10] SAMPAIO, R.; MANSINI, M. **Estudos de revisão sistemática: um guia para síntese criteriosa da evidência científica**. *Revista Brasileira de Fisioterapia*, v. 11, n. 1, p. 83–89, 2007.
- [11] BENYON, D. *Interação Humano-Computador*. 2. ed. São Paulo: Pearson Brasil, 2015. v. 1.
- [12] BERCHT, M. **Computação afetiva: Vínculos com a psicologia e aplicações na educação**. *Revista Psicologia Informática*, São Paulo, 2006.
- [13] LEITE, R. M. *Framework Conceitual para a Construção de Interfaces Persuasivas Educacionais: Estratégia Computacional no Modelo Inovador de Ensino*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande - FURG, 2018.
- [14] UDHAYAKUMAR, S. et al. **Human-Computer text conversation through NLP in Tamil using Intent Recognition**. *2019 International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking (ViTECoN)*, p. 1–5, 2019.
- [15] ARAÚJO, G. R. de O. et al. **A Aplicação de redes neurais artificiais recorrentes no processamento de linguagem natural**. *12º ENTEC – Encontro de Tecnologia*, 2018.
- [16] AQUIVO, V. H. de O.; ADANIYA, M. H. A. da C. **Desenvolvimento e aplicações de chatbot**. *Revista Terra Cultura: Cadernos de Ensino e Pesquisa*, São Paulo, v. 34, 2018.
- [17] ACADEMY, D. S. **Deep Learning Book**. <https://www.deeplearningbook.com.br>, 2022. Acesso em: 09 set. 2022.
- [18] OLIVEIRA, G. de; VENSON, R.; MARCELINO, R. **Redes neurais aplicadas no desenvolvimento de chatbots: Uma análise bibliométrica**. *ArteFactum - Revista de estudos em Linguagens e Tecnologia*, 2018.
- [19] MULDER, W. D.; BETHARD, S.; MOENS, M.-F. **A survey on the application of recurrent neural networks to statistical language modeling**. *Computer Speech Language*, v. 30, p. 61–98, 2015.

- [20] ACADEMY, D. S. **Deep Learning Book**. <https://www.deeplearningbook.com.br>, 2022. Acesso em: 09 set. 2022.
- [21] PRIMO, A. F. T. **Interação Mútua e Interação reativa: uma proposta de estudo**. *Revista FAMECOS*, n. 12, 2000.
- [22] GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. *Métodos de Pesquisa*. 1. ed. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2009.
- [23] CRESCENCIO, M.; GONÇALVES, A. L.; TODESCO, J. L. **Um Processo de Classificação de Texto: Análise de Sentimento das Opiniões no Tripadvisor Sobre a Atração Oktoberfest em Blumenau**. *X Congreso Internacional de Conocimiento e Innovación*, Panamá, 2020.
- [24] PRIBERAM. *Dicionário Priberam da Língua Portuguesa*. 2021. Disponível em: <<https://dicionario.priberam.org/antropomorfismo>>. Acesso em: 18 out. 2022.
- [25] POSTAL, L. C. *Robô no atendimento ao cliente: Quanto mais "humano" melhor?* Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.
- [26] LIKERT, R. *A technique for the measurement of attitudes*. 140. ed. New York: Archives of Psychology, 1932. v. 22. 1-55 p.
- [27] KROSNICK, J. A. *survey research*. *Annual Review of Psychology*, v. 50, n. 1, p. 537–567, 1999.
- [28] DEVELLIS, R. F. *Scale Development: Theory and Applications*. 4. ed. [S.l.]: Sage Publications, 2016. v. 26.
- [29] LAHOZ-BELTRA, R.; LÓPEZ, C. C. **LENNA (Learning Emotions Neural Network Assisted): An Empathic Chatbot Designed to Study the Simulation of Emotions in a Bot and Their Analysis in a Conversation**. *Computers*, 2021.
- [30] GRANATYR, J. *Machine Learning e Data Science com Python de A a Z*. <https://www.udemy.com/course/machine-learning-e-data-science-com-python-y>: [s.n.], 2022. Acesso em: 16 maio 2022.
- [31] PEDREGOSA, F. et al. **Scikit-learn: Machine Learning in Python**. *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, p. 2825–2830, 2011.
- [32] WILSON, R. C. et al. **The Eighty Five Percent Rule for optimal learning**. *Nature Communications*, 2019.

6 APÊNCIDE

6.1 Questionário

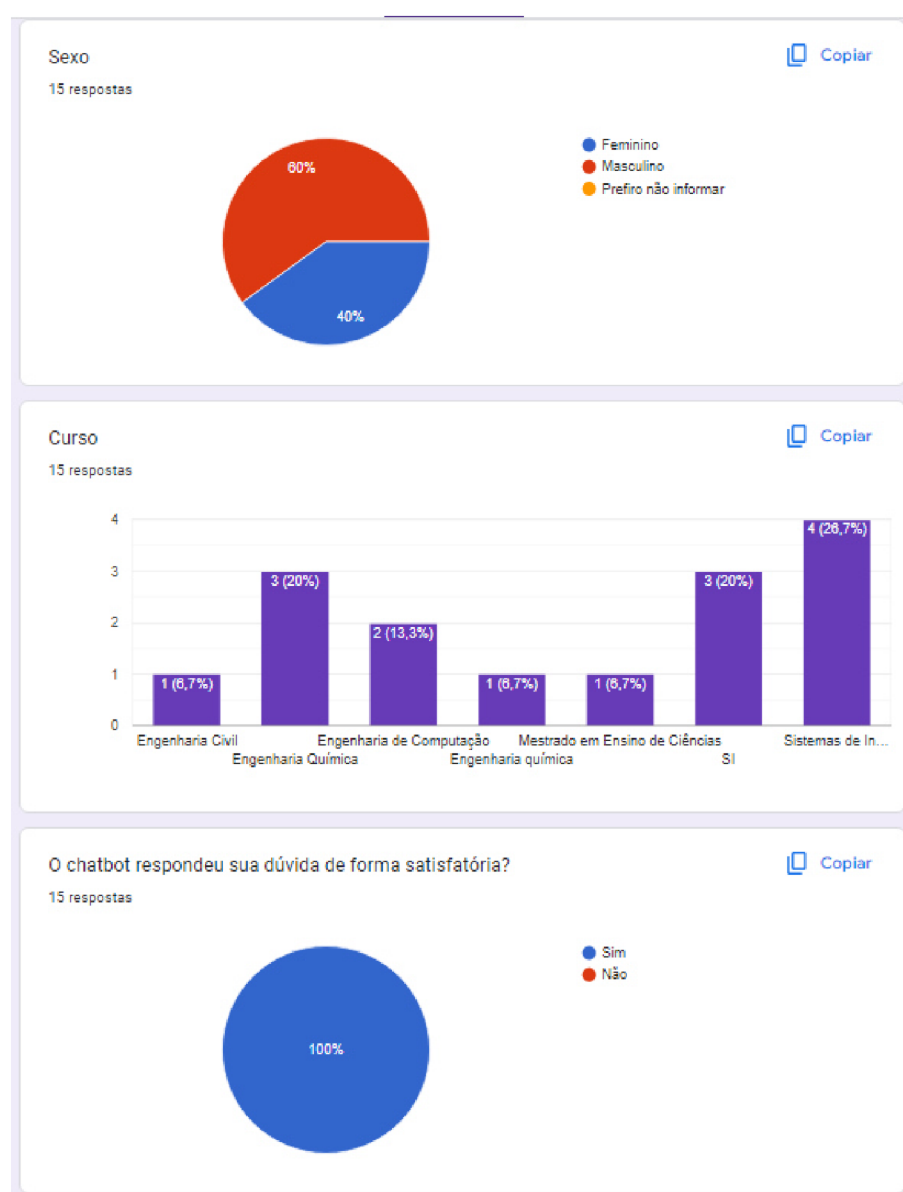
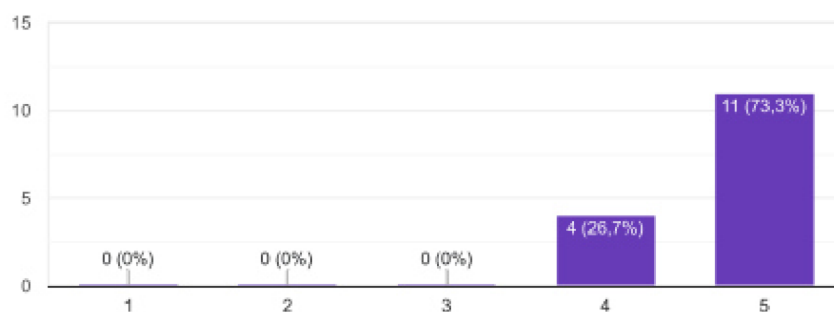


Figura 39: Questionário - página 1
Fonte: autora

Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "péssima" e 5 "excelente", qual a sua avaliação para as respostas do chatbot?

[Copiar](#)

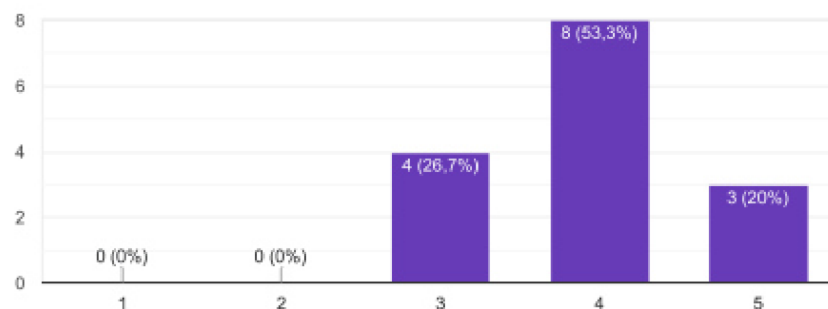
15 respostas



Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "Nunca" e 5 "Muito frequente", com que frequência você utilizaria o chatbot ISA?

[Copiar](#)

15 respostas



Em uma escala de 1 a 5, onde 1 significa "Não é nada importante" e 5 "Muito importante", como você vê a utilidade do chatbot ISA no AVA?

[Copiar](#)

15 respostas

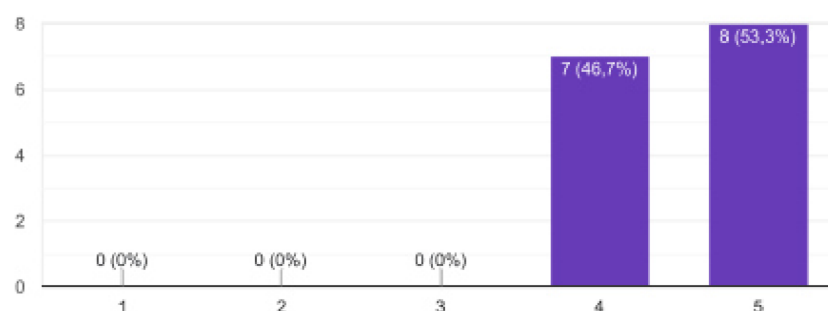


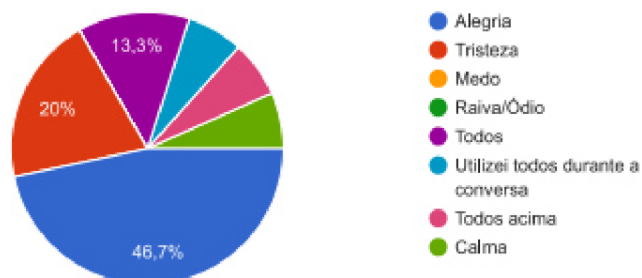
Figura 40: Questionário - página 2

Fonte: autora

Qual sentimento estava presente nas suas frases durante a conversa com o chatbot?

[Copiar](#)

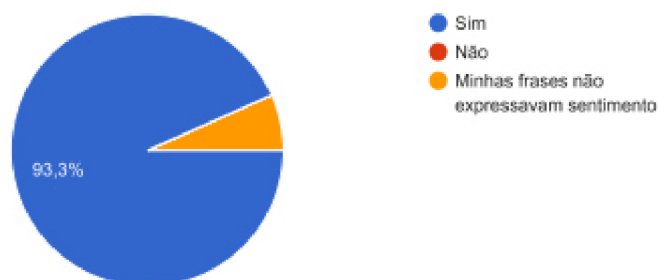
15 respostas



O chatbot conseguiu identificar corretamente os sentimentos expressados nas suas frases?

[Copiar](#)

15 respostas



Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Em relação a aparência do Chatbot ISA, qual sua nota para a apresentação abaixo?

[Copiar](#)

15 respostas

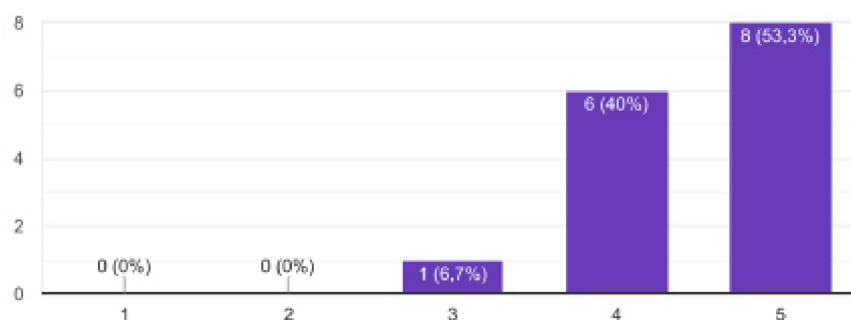
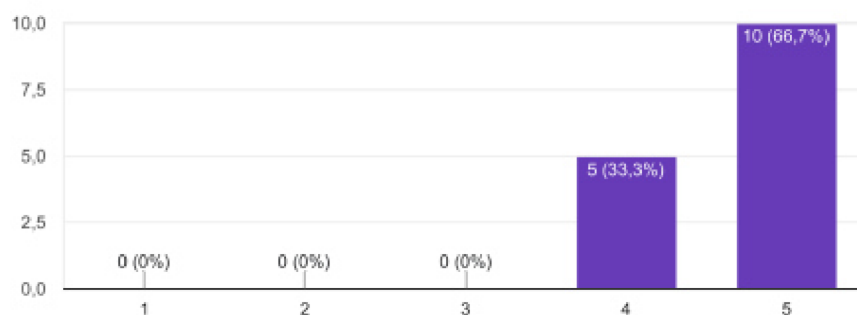


Figura 41: Questionário - página 3
Fonte: autora

Em uma escala de 1 a 5, sendo 1 "péssimo" e 5 "excelente". Qual a nota que você daria para o chatbot ISA? [Copiar](#)

15 respostas



Qual a sua sugestão/crítica para as funcionalidades do chatbot?

3 respostas

Muito boa pois ajuda na absorção de mais informações sobre o que procuramos.

O chatbot ficou muito interessante, me ajudaria com dúvidas dentro da plataforma e acredito que ajudará todos acadêmicos, principalmente os calouros da universidade, os quais não estão acostumados com o AVA. Quando ele surgiu, me senti perdida inicialmente, se já existisse na época, teria me ajudado muito.

Acredito que se o ChatBot pudesse responder perguntas mais específicas, como por exemplo o motivo do ava ter caído ou talvez quando irá voltar, ficaria perfeito!

Qual a sua sugestão/crítica para a aparência do chatbot?

4 respostas

Boa! Não tem tantos rodeios para acessá-lo

nenhuma

Nenhuma, está perfeita!

Talvez ter alguma coisa a ver com a universidade, como um chapéu com uma capivara por exemplo

Figura 42: Questionário - página 4
Fonte: autora