

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

**Assistente Virtual Integrado ao AVA FURG como  
Recurso de Apoio Acadêmico: uma experiência com redes  
neurais recorrentes**

Jeferson da Silva Oliveira

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: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Regina Barwaldt

Rio Grande, 2020

## Ficha catalográfica

O482a Oliveira, Jeferson da Silva.  
Assistente virtual integrado ao AVA FURG como recurso de apoio acadêmico : uma experiência com redes neurais recorrentes / Jeferson da Silva Oliveira. – 2020.  
103 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-Graduação em Computação, Rio Grande/RS, 2020.

Orientadora: Dra. Regina Barwaldt.

1. Assistente virtual 2. IBM Watson 3. Assistente virtual de aprendizagem 4. Redes neurais recorrentes I. Barwaldt, Regina II. Título.

CDU 004.4:378



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE  
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO  
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO



## DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

### **Assistente Virtual Integrado ao AVA FURG como Recurso de Apoio Acadêmico: uma experiência com redes neurais recorrentes**

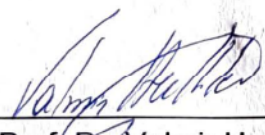
Jeferson da Silva Oliveira

Banca examinadora:



---

Prof. Dr. Luis Otoni Meireles Ribeiro



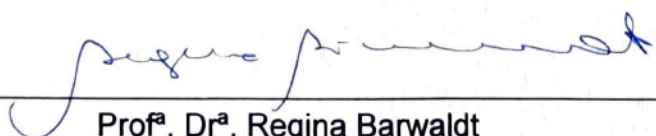
---

Prof. Dr. Valmir Heckler



---

Prof.<sup>a</sup>. Dr.<sup>a</sup>. Diana Francisca Adamatti



---

Prof.<sup>a</sup>. Dr.<sup>a</sup>. Regina Barwaldt  
Orientadora



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus pelas prósperas oportunidades ao longo da minha trajetória. Agradeço a professora e orientadora Regina Barwaldt, por seu empenho, tanto nas reuniões de orientação como nos frutíferos encontros do grupo de pesquisa "Tecnologias Educacionais". A minha querida e amada Ivone Regina Porto Martins, que me incentivou e sempre me apoiou e esteve ao meu lado. Sem ela esse sonho talvez não se realizasse. Agradeço aos meus amados pais Luiz Gaspar Filho e Selma Regina da Silva, sendo que é impossível traduzir o sentimento de gratidão que sinto. Também agradeço aos professores do PPGComp, por todos os conselhos e ajuda durante os meus estudos e elaboração do meu trabalho. Agradeço à Secretaria de Educação a Distância (SEaD) por conceder um espaço no do Ambiente Virtual de Aprendizagem para a realização do meu trabalho. Agradeço aos colegas do Mestrado, pelas experiências compartilhadas nas disciplinas do curso. Agradeço aos colegas do grupo de pesquisa "INFOEDUC", pelo empenho em colaborar com minha pesquisa. As calorosas discussões nos encontros da linha de pesquisa foram muito valiosas. À minha enteada Isadora Medeiros, por me ajudar com a revisão da literatura. Ao amigo e parceiro Paulo Pinho, que dedicou boa parte do seu tempo colaborando para a organização e estruturação do trabalho. Agradeço a todos os funcionários da Universidade Federal do Rio Grande, por todo apoio e por proporcionarem um ambiente propício para o desenvolvimento do meu trabalho de Dissertação. À todos aqueles que contribuíram direta e indiretamente para a conclusão do meu trabalho meus mais sinceros agradecimentos.

## RESUMO

OLIVEIRA, Jeferson da Silva. **Assistente Virtual Integrado ao AVA FURG como Recurso de Apoio Acadêmico: uma experiência com redes neurais recorrentes.** 2020. 103 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande - FURG, Rio Grande.

Este trabalho apresenta um *chatbot* inteligente, desenvolvido por meio da plataforma de serviços cognitivos *IBM*, com o intuito de melhorar o atendimento ao estudante no uso do AVA FURG. Utilizou-se Redes Neurais Recorrentes (RNR) para gerar um modelo classificador de intenções dos usuários. Foram realizados dois experimentos de interação com o *chatbot*, entretanto nos primeiros testes a quantidade de participantes foi pequena, o que nos levou a repetir o experimento com mais usuários. No total, 48 estudantes interagiram com o assistente virtual e responderam um questionário de satisfação que conferiu um alto grau de satisfação ao *chatbot*. Posteriormente a rede neural artificial treinada foi submetida aos principais critérios de avaliação e o modelo obteve 99,8% nos testes de acurácia para a classificação das intenções. Houve uma significativa aceitação do *chatbot* por parte dos estudantes, tendo em vista sua avaliação com nota 4,10, na escala de 0,0 a 5,0. O assistente virtual também demonstrou capacidade para colaborar nas atividades de atendimento aos estudantes nas dúvidas frequentes de uso do AVA FURG, visto que pode ser acessado por meio de um computador ou de um dispositivo móvel, possui disponibilidade em tempo integral.

**Palavras-chave:** Assistente virtual, *IBM Watson*, Ambiente virtual de aprendizagem, Redes Neurais Recorrentes.

## ABSTRACT

OLIVEIRA, Jeferson da Silva. I. 2020. 103 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande - FURG, Rio Grande.

This work presents an intelligent chatbot, developed through the IBM cognitive services platform to improve student care using AVA FURG. We used Recurrent Neural Networks (RNR) to generate a model of classifying intentions of users. Two chatbot interaction experiments were performed, but in the first tests the number of participants was small, which led to the repetition of the experiment with more participants. In total, 48 students interacted with the virtual assistant and completed a satisfaction questionnaire that gave chatbot a high level of satisfaction. Subsequently, a trained artificial neural network passed the main evaluation and model criteria used in the 99.8% precision tests for the classification of intentions. There was a significant acceptance of chatbot by students in view of their rating of 4.10, ranging from 0.0 to 5.0. The virtual assistant also demonstrates the ability to collaborate on student service activities on AVA FURG FAQs, as it can be accessed via a computer or mobile device, available full time.

**Keywords:** *Virtual assistant, IBM Watson, learning environment, Recurring Neural Networks.*

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Número de matrículas em cursos de graduação por modalidade - Censo 2017. . . . .	17
Figura 2	Etapas metodológicas. . . . .	21
Figura 3	Distribuição geográfica dos trabalhos pesquisados entre 2008-2018. . . . .	24
Figura 4	Nuvem de palavras geradas da RSL: (a) língua portuguesa. (b) língua inglesa. . . . .	26
Figura 5	Componentes do neurônio biológico. . . . .	30
Figura 6	Representação funcional do neurônio de <i>McCulloch e Pitts</i> . . . . .	31
Figura 7	Arquitetura <i>FeedForward</i> de Camada Simples. . . . .	33
Figura 8	Arquitetura <i>FeedForward</i> de Camadas Múltiplas. . . . .	33
Figura 9	Arquitetura Recorrente ou Realimentada. . . . .	33
Figura 10	Arquitetura de Estrutura Reticulada. . . . .	34
Figura 11	Rede Neural de <i>Elman</i> . . . . .	36
Figura 12	Visão geral da arquitetura <i>Sequence to Sequence</i> . . . . .	36
Figura 13	Visão geral da arquitetura do <i>Watson Assistant</i> . . . . .	43
Figura 14	<i>Framework</i> de conversação para assistente virtual. . . . .	45
Figura 15	Procedimentos metodológicos para implantação do <i>chatbot</i> no AVA FURG . . . . .	47
Figura 16	Número de atendimentos por modalidade: 20015-2018. . . . .	48
Figura 17	Arquitetura do assistente proposto. . . . .	49
Figura 18	Visão geral do fluxo de interação com o assistente virtual. . . . .	50
Figura 19	Conjunto de serviços cognitivos. . . . .	51
Figura 20	Processo para implementar as habilidades do assistente virtual. . . . .	51
Figura 21	Módulo de geração das intenções. . . . .	53
Figura 22	Exemplo de uma interação. . . . .	54
Figura 23	Configuração da intenção do assistente virtual. . . . .	55
Figura 24	Treinamento do assistente virtual. . . . .	56
Figura 25	<i>API</i> do <i>Facebook</i> para integração do assistente ao AVA. . . . .	57
Figura 26	<i>Token</i> de acesso. . . . .	57
Figura 27	<i>API</i> de integração o <i>chabot</i> ao AVA FURG. . . . .	58
Figura 28	Criação do módulo <i>HTML</i> no AVA FURG. . . . .	58
Figura 29	Edição do código fonte do módulo <i>HTML</i> . . . . .	59
Figura 30	Inserção do código da <i>API</i> no módulo <i>HTML</i> do AVA FURG. . . . .	59
Figura 31	<i>chatbot</i> integrado ao AVA FURG. . . . .	60
Figura 32	Principais etapas em um processo de classificação de textos. . . . .	61
Figura 33	Estágios para classificação das intenções. . . . .	63



Figura 34	Visão geral dos atributos do <i>dataset</i> . . . . .	64
Figura 35	Topologia da Rede Neural Recorrente de <i>Elman</i> . . . . .	65
Figura 36	Visão geral do modelo de <i>RNN</i> proposto. . . . .	65
Figura 37	Funções de descida do Gradiente. . . . .	67
Figura 38	Modelo gerado para o treinamento da rede. . . . .	68
Figura 39	Matriz de confusão. . . . .	70
Figura 40	Número de interações dos alunos. . . . .	71
Figura 41	Classificação das interações. . . . .	72
Figura 42	Assistente virtual após treinamento. . . . .	72
Figura 43	Conversação entre o estudante e o assistente virtual no AVA. . . . .	73
Figura 44	Número de épocas para parada do treinamento da rede. . . . .	76
Figura 45	Validação da acurácia da <i>RNN</i> . . . . .	76
Figura 46	Avaliação da qualidade das respostas do <i>chabot</i> . . . . .	78
Figura 47	Nível de satisfação do atendimento do <i>chabot</i> . . . . .	79
Figura 48	Pesquisa de satisfação de uso do <i>chatbot</i> . . . . .	92

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Componentes das questões da pesquisa . . . . .	21
Tabela 2	Questões motivadoras da pesquisa . . . . .	22
Tabela 3	Bases de Dados escolhidas para a RSL . . . . .	22
Tabela 4	<i>String</i> de busca . . . . .	23
Tabela 5	Resultado da busca nas Bases de Dados . . . . .	23
Tabela 6	Categorias das Produções . . . . .	23
Tabela 7	Publicações entre Países . . . . .	24
Tabela 8	Tecnologias e recursos dos trabalhos relacionados . . . . .	25
Tabela 9	Critérios de inclusão e exclusão . . . . .	25
Tabela 10	Pesquisas sobre <i>chatbots</i> em educação. . . . .	27
Tabela 11	Comparação entre as principais plataformas de desenvolvimento de <i>chatbot</i> . . . . .	42
Tabela 12	Etapas da implementação das habilidades . . . . .	52
Tabela 13	Coleção das entidades do assistente virtual . . . . .	55
Tabela 14	Partições do <i>Dataset</i> . . . . .	62
Tabela 15	Divisão do conjunto de dados . . . . .	68
Tabela 16	Categorização das interações . . . . .	71
Tabela 17	Classificação <i>Net Promoter Score</i> . . . . .	74
Tabela 18	Pesquisa de satisfação de uso do assistente virtual . . . . .	75
Tabela 19	Métricas obtidas - Conjunto de Treinamento . . . . .	77
Tabela 20	Matriz de confusão gerada . . . . .	77
Tabela 21	Métricas obtidas - Conjunto de Testes . . . . .	77
Tabela 22	Resumo do questionário de pesquisa de satisfação de uso <i>chatbot</i> . . . . .	78
Tabela 23	Sugestões de melhorias no <i>chatbot</i> . . . . .	80
Tabela 24	Conjunto de intenções cadastradas no <i>chatbot</i> . . . . .	88

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACL	<i>Access Control List</i>
AI	<i>Artificial Intelligence</i>
AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem
COGs	<i>Cognitive Assistant</i>
CALO	<i>Cognitive Assistant that Learns and Organizes</i>
CC	Computação Cognitiva
CE	Critérios de Exclusão
CI	Critérios de Inclusão
CONPET	Programa Nacional de Racionalização do Uso dos Derivados de Petróleo e do Gás Natural
DM	<i>Dialogue Management</i>
FAQ	<i>Frequently Asked Questions</i>
HITL	<i>Human-in-Loop</i>
IA	Inteligência Artificial
IBM	<i>International Business Machines</i>
IHC	Interação Humano-Computador
INEP	Instituto Nacional de Estudos e pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
IPES	Instituições Públicas de Ensino Superior
JECT	<i>Joint Engineer Training Conference</i>
LIBRAS	Língua brasileira de sinais
NLP	<i>Natural language processing</i>
NNR	<i>Network Neural Recurrent</i>
NNA	<i>Network Neural Artificial</i>
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RBIE	Revista Brasileira de Informática na Educação
RENOTE	Revista Novas Tecnologias na Educação

RSL	Revisão Sistemática da Literatura
S2S	<i>Sequence to Sequence</i>
SBIE	Simpósio Brasileiro Informática na Educação
SEaD	Secretaria de Educação a Distância
SMS	<i>Short Message Service</i>
TI	Tecnologia da Informação

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	15
<b>1.1</b>	<b>Motivação</b>	16
1.1.1	Minha experiência com o AVA FURG	17
<b>1.2</b>	<b>Objetivos</b>	17
1.2.1	Objetivo Geral	17
1.2.2	Objetivos Específicos	18
1.2.3	Contribuições da pesquisa	18
<b>1.3</b>	<b>Organização do Texto</b>	18
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	20
<b>2.1</b>	<b>Revisão Sistemática da Literatura</b>	21
2.1.1	Planejamento	21
2.1.2	Execução	22
2.1.3	Critérios de inclusão e exclusão	25
2.1.4	Resultados da Revisão	25
2.1.5	Ambiente Virtual de Aprendizagem - AVA	27
<b>2.2</b>	<b>Redes Neurais Artificiais</b>	28
2.2.1	Um Breve Histórico	28
2.2.2	Redes Neurais Biológicas	30
2.2.3	Aplicação	31
2.2.4	Arquiteturas de RNAs	32
2.2.5	Treinamento	34
2.2.6	Algoritmos de aprendizado	35
<b>2.3</b>	<b>Redes Neurais Recorrentes - RNN</b>	35
2.3.1	<i>Sequence-to-sequence - S2S</i>	35
2.3.2	Motivação do uso das RNN	37
2.3.3	Treinamento da RNN	37
<b>2.4</b>	<b>Computação Cognitiva - CC</b>	38
2.4.1	Sistemas Cognitivos	38
2.4.2	Principais Atributos	39
<b>2.5</b>	<b>Assistente Inteligente <i>Chatbot</i></b>	40
2.5.1	Trabalhos Relacionados	40
<b>2.6</b>	<b>Plataformas para desenvolvimento de <i>Chatbot</i></b>	41
2.6.1	<i>Watson Assistant</i>	42
<b>2.7</b>	<b><i>Chatbots</i> no Contexto Educacional</b>	44

<b>3</b>	<b>PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS</b>	47
<b>3.1</b>	<b>Ambiente Virtual de Aprendizagem - AVA FURG</b>	47
<b>3.2</b>	<b>Assistente Virtual Proposto</b>	48
3.2.1	Arquitetura	48
3.2.2	Base de Conhecimento	50
3.2.3	Elaboração do Assistente Virtual	51
3.2.4	<i>Skills</i>	51
3.2.5	Treinamento	52
3.2.6	Integração do Assistente Virtual	56
<b>3.3</b>	<b>Modelo classificador de intenções</b>	60
3.3.1	Processo de classificação	60
3.3.2	Metodologia e métricas de avaliação de performance	69
<b>3.4</b>	<b>Experimento de interação no AVA</b>	70
<b>4</b>	<b>COLETA E ANÁLISE DOS DADOS</b>	71
<b>5</b>	<b>RESULTADOS</b>	74
5.0.1	Primeiro experimento: interação com o <i>chatbot</i>	74
5.0.2	Segundo experimento: validação da <i>RNN</i>	75
<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	81
<b>6.1</b>	<b>Trabalhos futuros</b>	82
	<b>REFERÊNCIAS</b>	84
	<b>APÊNDICE A - CONJUNTO DE INTENÇÕES</b>	88
	<b>APÊNDICE B - QUESTIONÁRIO</b>	91
	<b>APÊNDICE C - ARTIGO</b>	95

# 1 INTRODUÇÃO

Com o avanço das pesquisas na área da Inteligência Artificial (IA) para compreender o pensamento e o comportamento humano, novas descobertas contribuem para o aprimoramento da comunicação. Frequentemente tecnologias estão se incorporando aos dispositivos e revolucionando a Interação Humano-Computador.<sup>1</sup>Nesse âmbito de novas tecnologias interativas, estão os assistentes virtuais ou robôs de conversação, denominados *Chatterbots (Chatbot)*. Um *Chatbot (chatbot)* é um assistente virtual desenvolvido para simular uma conversa como o humano por meio de troca de mensagens de texto (Primo, 1998).

Os assistente virtuais podem ser encontrados em dispositivos agregados como: celulares, equipamentos médicos, vestíveis e sistemas automotivos embarcados. Em sua maioria funcionam conectados à Internet e transferem dados na rede com o propósito de melhorar a interação com usuário. Nos últimos anos, diversas empresas de Tecnologia da Informação (TI) vêm investindo em Computação em Nuvem (Miyachi, 2018) ou *Cloud Computing* para o desenvolvimento de aplicativos inteligentes.

De forma resumida, a computação em nuvem viabiliza os serviços de computação, incluindo infra-estrutura computacional de hardware - servidores, armazenamento, bancos de dados, rede e software, análise e inteligência pela Internet - (“a nuvem”).

Para (Mell et al., 2011, p. 2-3) a Computação em Nuvem é definida como:

[...] um modelo para permitir acesso de rede onipresente e conveniente a um conjunto compartilhado de recursos de computação configuráveis (por exemplo, redes, servidores, armazenamento, aplicativos e serviços) que podem ser rapidamente provisionados e liberados com esforço mínimo de gerenciamento ou interação com o provedor de serviços. Esse modelo de nuvem é composto de cinco características essenciais, três modelos de serviço e quatro modelos de implantação.

---

<sup>1</sup>A área de Interação Humano-Computador (IHC) se dedica a estudar os fenômenos de comunicação entre pessoas e sistemas computacionais que está na interseção das ciências da computação e informação e ciências sociais e comportamentais e envolve todos os aspectos relacionados com a interação entre usuários e sistemas. A pesquisa em IHC tem por objetivo fornecer explicações e previsões para fenômenos de interação usuário-sistema e resultados práticos para o projeto da interação. Disponível em: <http://www.sbc.org.br/14-comissoes/390-interacao-humano-computador>. Acesso em mai de 2019.

Empresas como Amazon<sup>2</sup>, Google<sup>3</sup> e IBM<sup>4</sup> são algumas das principais empresas que oferecem serviços inteligentes em nuvem. Todavia, a IBM com sua plataforma denominada *IBM Cloud*, tem aprimorado seus serviços em nuvem com Inteligência Artificial disponibilizando um conjunto de serviços que permitem desenvolver aplicações para vários modelos de negócio, entre eles, robôs de conversação (Leonhardt et al., 2003) que usam Processamento de Linguagem Natural (PLN), ou seja, estudantes humanos podem ter interações naturais que fluem livremente com os robôs virtuais (Rosa et al., 2017). Nessa conjuntura eis que surgem os *chatbot* inteligentes, que interagem e respondem às requisições dos usuários.

Neste cenário estão presentes os assistentes virtuais ou robôs de conversação, denominados *Chatterbots* ou (*chatbot*), um assistente virtual desenvolvido para simular uma conversa por meio de troca de mensagens de texto, semelhante a um serviço de mensagens curtas *Short Message System* (SMS) (Primo, 1998). Uma das funções dos *chatbots* é sua capacidade de simular as atividades humanas podendo interagir e trabalhar com estudantes em seus ambientes (Leonhardt et al., 2003).

Diante do exposto, foi desenvolvido um *chatbot* para auxiliar os estudantes no uso do Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA FURG) e como estratégia para avaliar a qualidade das interações produzidas, foi desenvolvido um modelo de Redes neurais recorrentes para geração das respostas, como resultado do planejamento educacional para inovação de processos.

Este trabalho trata do desenvolvimento, análise e implementação de um assistente virtual cognitivo no AVA FURG um modelo de treinamento para redes neurais artificiais, envolvendo principalmente métodos que recorrem a informação de segunda grandeza em redes do tipo *perceptron* de múltiplas camadas. Este capítulo posiciona o trabalho no contexto científico em que se insere, serão apresentados os fatores motivacionais do trabalho, principais objetivos, sua relevância para a pesquisa e, por último, como o texto foi organizado.

## 1.1 Motivação

A motivação deste trabalho surgiu pela demanda no atendimento aos estudantes dos cursos presenciais e a distância, da Universidade Federal do Rio Grande, no uso do AVA FURG. De acordo com o Censo de Educação Superior de 2017 (INEP, 2018), realizado pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP)<sup>5</sup>, o número de matrículas em cursos de graduação presencial diminuiu 0,4% entre 2016 e 2017. Na modalidade a distância, o aumento é de 17,6% no mesmo período, maior per-

---

<sup>2</sup><https://aws.amazon.com/pt/?nc2=h1g>

<sup>3</sup><https://cloud.google.com/>

<sup>4</sup><https://www.ibm.com/cloud/>

<sup>5</sup><http://portal.inep.gov.br/web/guest/inicio>



centual registrado desde 2008. Entre 2007 e 2017, as matrículas de cursos de graduação a distância aumentaram 375,2%, enquanto na modalidade presencial o crescimento foi apenas de 33,8% nesse mesmo período. O resultado do Censo pode ser visualizado na figura 1.

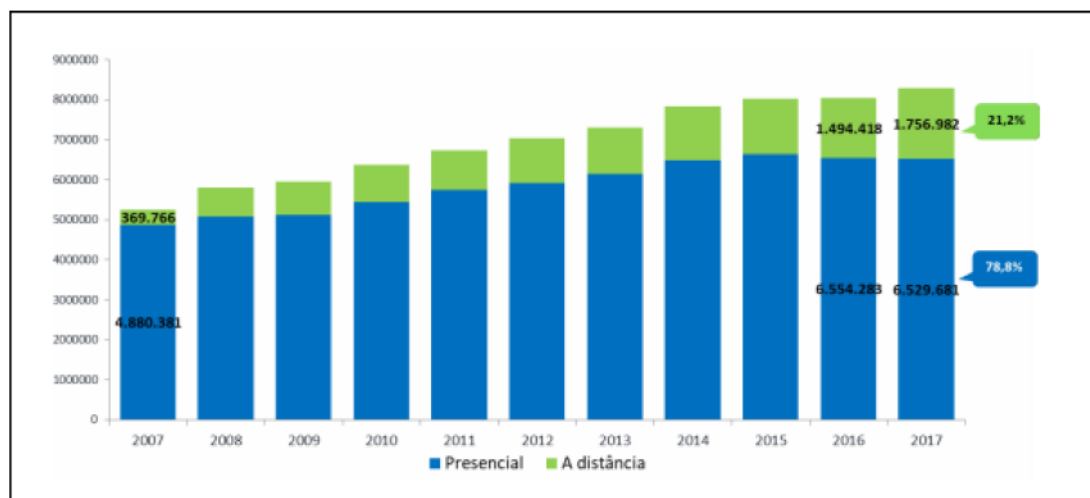


Figura 1: Número de matrículas em cursos de graduação por modalidade - Censo 2017.  
Fonte: Censo (2017)

### 1.1.1 Minha experiência com o AVA FURG

Em meados do ano de 2011 iniciei, como bolsista, na Secretaria de Educação a Distância (SEaD), da FURG, especificamente, no Setor de Tecnologia da Informação (STI), no começo exercia atividades de suporte técnico de hardware e software, naquela secretaria. Por consequência do expressivo aumento no número de atendimentos das questões do uso do AVA FURG fui convidado a integrar a equipe de suporte ao uso do ambiente virtual. Durante esse período vivenciei vários desafios, novas oportunidades que contribuíram no meu aprimoramento pessoal e profissional. Ao longo desses anos criei laços de amizade, conheci e trabalhei junto a excelentes educadores(as), dos(as) quais tenho imensa admiração. Minhas experiências me motivaram a contribuir para a melhoria do atendimento aos usuários do AVA FURG e o resultado é a proposta presente neste trabalho.

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo melhorar o atendimento ao estudante no uso do AVA FURG, por meio de um chatbot inteligente desenvolvido com a plataforma de serviços cognitivos da *IBM*.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- realizar a Revisão Sistemática da Literatura;
- pesquisar e identificar as principais plataformas de desenvolvimento de *chatbot*;
- desenvolver um *chatbot* cognitivo;
- implementar e integrar o assistente virtual ao AVA FURG;
- desenvolver um *dataset* para treinamento da rede neural artificial;
- modelar uma rede neural recorrente;
- avaliar os resultados das interações após treinamento.

### 1.2.3 Contribuições da pesquisa

Os elementos apresentados nesta pesquisa evidenciam contribuições com caráter social, computacional e inovador. Na perspectiva social, a aplicação *chatbot* oferece ao estudante, o acesso à informação extraclasse, e em tempo integral, e por conta da mobilidade promove sua autonomia nas questões do uso da plataforma AVA FURG. Além de que, a interação com o *chatbot* pode ser realizada em qualquer lugar e em qualquer dispositivo (*smartphone*, *tablet*, *notebook* ou *desktop*) conectados à Internet.

Do ponto de vista computacional, a arquitetura proposta considerou os fatores de escalabilidade, para assegurar o ajuste do serviço quanto ao número de requisições executadas e a alta disponibilidade da aplicação *chatbot*, logo, a computação em nuvem fornece um serviço robusto e confiável. No que se refere às técnicas e as tecnologias utilizadas, a modelagem conversacional utilizando redes neurais recorrentes (*seq2seq*) pode contribuir para diminuição dos erros das interações e para generalizar a conversação do assistente virtual em outros contextos.

## 1.3 Organização do Texto

Este trabalho é composto por cinco capítulos e três apêndices e estão organizados da seguinte forma:

**Capítulo 1 - Introdução:** O primeiro capítulo inclui a introdução, a motivação, os objetivos (geral e específicos), a contribuição dessa pesquisa e a organização do texto.

**Capítulo 2 - Referencial Teórico:** O segundo capítulo aborda os fundamentos e os conceitos da Computação Cognitiva, responsável por embasar a pesquisa, apresenta as redes neurais recorrentes e a generalização do modelo *S2S*, o capítulo traz referências das definições de *chatbot*, discorre sobre seu uso no contexto educacional, em seguida apresenta as principais plataformas para o desenvolvimento de *chatbot*.

**Capítulo 3 - Procedimentos Metodológicos:** O capítulo três apresenta os procedimentos metodológicos e reúne: a revisão sistemática da literatura, apresenta o ambiente virtual de aprendizagem, o assistente virtual proposto, o detalhamento do primeiro experimento realizado, disserta sobre o *chatbot* proposto e suas fases: elaboração, integração e validação dos dados. Além disso, relata o progresso do segundo experimento.

**Capítulo 4 - Resultados:** O capítulo quatro compreende os resultados preliminares da pesquisa.

**Capítulo 5 - Considerações finais e trabalhos futuros:** O capítulo cinco faz menção às considerações finais, contribuições e propostas de melhorias.

**Referências** - Apresenta as principais referências utilizadas no trabalho.

**Apêndice A - Conjunto de Intenções** Inclui a Tabela do conjunto de intenções geradas.

**Apêndice B - Questionário** Disponibiliza o questionário de pesquisa utilizado nesse trabalho.

**Apêndice C - Artigo** Apresenta o artigo, sobre o tema, aprovado para publicação.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Inicialmente foi realizada uma revisão sistemática da literatura, com o intuito de reunir os estudos relevantes a este trabalho. Em seguida são introduzidos os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) e sua importância para o ensino superior no Brasil. Posteriormente são apresentados os conceitos teóricos das redes neurais artificiais e uma abordagem sobre as redes neurais recorrentes. Logo após é discorrido a respeito da Computação Cognitiva e sua importância para desenvolver aplicações computacionais inteligentes. Na sequência são anunciados os *chatbots* cognitivos e sua contribuição para a inovação da comunicação, e por fim, os trabalhos relacionados com *chatbots* no contexto educacional.

Este trabalho tem como base a perspectiva exploratória e descritiva. Conforme (Gil, 2008, p. 27-28), a pesquisa exploratória têm como objetivo:

[..] proporcionar maior familiaridade com o problema, com vistas a tomá-lo mais explícito ou a constituir hipóteses. Pode-se dizer que estas pesquisas têm como objetivo principal o aprimoramento de ideias ou a descoberta de intuições.

A pesquisa descritiva tem como objetivo:

[...] à descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis. Serão inúmeros os estudos que podem ser classificados sob este título e uma de suas características mais significativas estão na utilização de técnicas padronizadas de coleta de dados, tais como o questionário e a observação sistemática.

A figura 2 traz as etapas em que se divide este trabalho. Iniciando pela RSL, seguindo para o desenvolvimento do assistente, implantação e resultados.

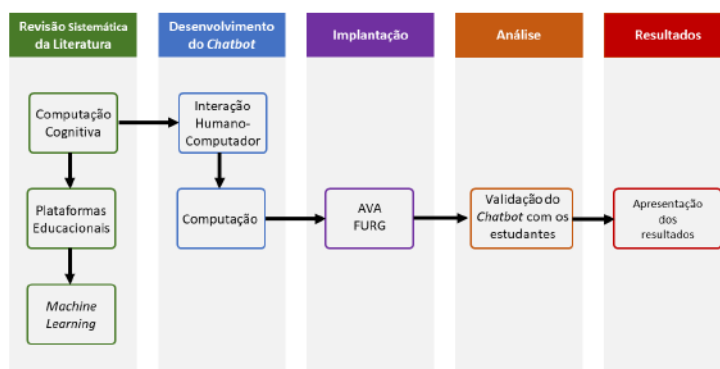


Figura 2: Etapas metodológicas.  
Fonte: autor

## 2.1 Revisão Sistemática da Literatura

Com o propósito de situar o trabalho com os temas debatidos na área da pesquisa, foi realizada uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL).

A RSL recuperou estudos que estão sendo desenvolvidos para esse propósito e as contribuições oferecidas para este trabalho. A revisão segue a proposta de (Leenaars et al., 2012) que definiu uma metodologia a fim de facilitar uma pesquisa estruturada, completa e transparente. Este estudo de revisão resume-se em quatro etapas: planejamento, execução, aplicação dos critérios de exclusão e inclusão e os resultados da revisão.

### 2.1.1 Planejamento

A fim de compreender o panorama geral das pesquisas que vêm sendo desenvolvidas a respeito de *chatbots* no contexto educacional, foram formuladas as questões motivadoras da pesquisa. Quatro componentes-chave são utilizados em suas formulações. São eles: **(I) Intervenção/Exposição**, **(II) Problema**, **(III) População** e **(IV) Medidas de resultado**. Em seguida para cada componente, é derivada uma palavra-chave que será utilizada posteriormente nas consultas nas bases escolhidas, como mostra a Tabela 1.

Tabela 1: Componentes das questões da pesquisa

Componentes	Palavras-chave
I. Intervenção/Exposição	I. Assistente Virtual
II. Problema	II. Falha
III. População	III. AVA FURG
IV. Medidas de resultados	IV. <i>Machine Learning</i>

As perguntas são compostas a partir das palavras-chave definidas e podem conter uma ou mais em sua estrutura. A Tabela 2 apresenta as questões formuladas, e os conceitos-chave destacados para melhor visualização.

Tabela 2: Questões motivadoras da pesquisa

Questões
Q1 De que forma um <b>assistente virtual</b> no <b>AVA FURG</b> pode aumentar a satisfação do estudante?
Q2 Quanto as interações <b>falhas</b> comprometem a experiência do usuário?
Q3 Quais <b>técnicas computacionais</b> podem melhorar a qualidade das interações?

A busca compreende os idiomas português e inglês, as palavras-chave de pesquisa, as Bases de Dados a serem consultadas, a estratégia de busca e os critérios de inclusão e exclusão dos trabalhos. O período de abrangência foi definido entre os anos de 2008 e 2018, cobrindo 10 anos de pesquisas.

### 2.1.2 Execução

A seleção dos trabalhos relevantes para a pesquisa seguem os seguintes critérios descritos.

(I). Seleção das Bases de Dados mais relevantes relacionadas ao tema: os veículos de publicação científica (anais de eventos e periódicos) que foram pesquisados constam no Tabela 3. A seleção engloba alguns dos principais canais nacionais e internacionais relacionados à área de informática na educação, caracterizados, em sua maioria, por classificação no sistema de avaliação interdisciplinar no Qualis CAPES<sup>1</sup>. Quatro Bases de Dados são de abrangência nacional e outras três bases, são de abrangência internacional, totalizando sete Bases de Dados consultadas.

Tabela 3: Bases de Dados escolhidas para a RSL

Bases de Dados Internacionais
EEE Transactions on Learning Technologies
ACM Digital Library (JETC)
Springer Computer Science
Bases de Dados Nacionais
Revista Novas Tecnologias na Educação (RENOTE)
Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE)
SciELO Sociedade Brasileira de Computação
Simpósio Brasileiro Informática na Educação (SBIE)

(II). Busca de trabalhos nas Bases de Dados selecionadas: com relação à busca de artigos nas Bases de Dados apresentados na Tabela 3, para os canais que dispõem de mecanismo de busca em seus *websites*, foram pesquisadas palavras-chave combinadas com operadores lógicos, compondo a seguinte *string* de busca mostrada na Tabela 4, a seguir.

<sup>1</sup><http://qualis.capes.gov.br/>

Tabela 4: *String* de busca

<i>String</i>
(((((chatterbot OR chatbot OR "conversion robot"OR "virtual assistant"OR "intelligent tutor" OR "personal assistant"))) OR ("Falha message"OR "generic response"OR "Falha response"OR "default response"))) OR (AVA FURG OR "virtual learning environment"OR AVA FURG OR "virtual classroom")) AND ("machine learning"OR "expert system"OR "neural networks" OR "natural language processing

Para compor a *string* de busca são utilizados dois operadores lógicos, o "**OR**" responsável por unir os diferentes termos e o operador "**AND**" que por sua vez, tem o papel de realizar a intersecção de todos os termos da *string* para produzir o resultado da busca. Todos os portais escolhidos oferecem uma ferramenta de busca integrada, na maioria dos casos, é possível escolher entre o campo de busca simples ou a busca avançada, esta permite a configuração de filtros como definição do período da busca, o tipo de artigo, o idioma das publicações, entre outras. A busca preliminar apresentou um total de 195 artigos relevantes distribuídos entre as Bases de Dados pesquisadas. A Tabela 5 mostra o resultado da busca realizada.

Tabela 5: Resultado da busca nas Bases de Dados

Bases de Dados Internacionais	#Artigos
EEE Transactions on Learning Technologies	0
ACM Digital Library (JETC)	0
Springer Computer Science	135
Bases de Dados Nacionais	#Artigos
Revista Novas Tecnologias na Educação (RENOTE)	50
Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE)	03
Sociedade Brasileira de Computação (SciELO)	03
Simpósio Brasileiro Informática na Educação (SBIE)	04
Total	195

Posteriormente à análise dos trabalhos selecionados, os temas investigados foram agrupados em cinco categorias como mostra a Tabela 6.

Tabela 6: Categorias das Produções

Categorias	# Publicações
Computação Ciente de Contexto	01
Computação Cognitiva	01
Plataformas Educacionais	02
Tecnologias Educacionais	02
<i>Machine Learning</i>	04

A tecnologia computação ciente de contexto e computação cognitiva representam juntas, apenas 20% dos trabalhos selecionados. Já as temáticas plataformas e tecnologias

educacionais, somadas alcançaram 40% dos documentos encontrados. Por fim, a técnica de *machine learning* aplicada à educação caracteriza 40% de todos os trabalhos relacionados. O número de publicações relacionadas ao tema foram atribuídas aos respectivos países, como mostra a Tabela 7.

Tabela 7: Publicações entre Países

Países	# Publicações
Austrália	01
Brasil	07
Canadá	01
Reino Unido	01

As publicações das temáticas apresentadas na Tabela 7 são distribuídas geograficamente e destacadas no mapa mundial, mostrado na figura 3, salientando a distribuição por países.

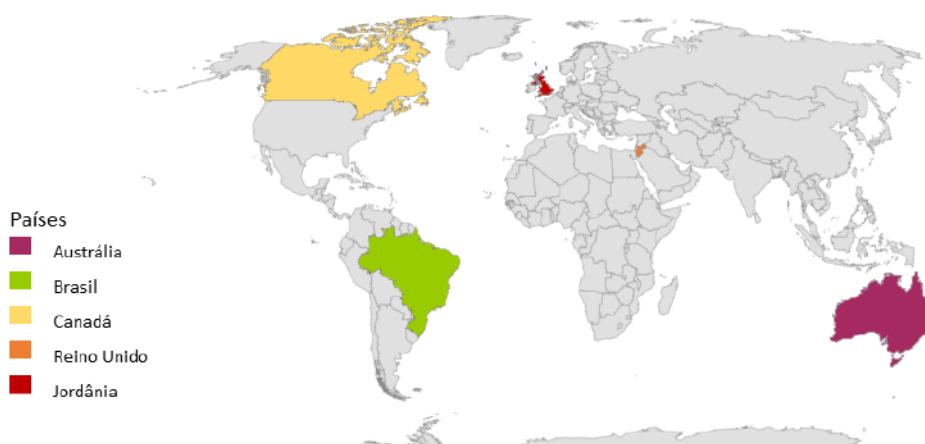


Figura 3: Distribuição geográfica dos trabalhos pesquisados entre 2008-2018.

Fonte: autor

Objetivando evidenciar os principais recursos e tecnologias envolvidos nos trabalhos descritos nessa seção, foi elaborada a Tabela 8 para sintetizar alguns recursos utilizados e perceber quais tecnologias são mais promissoras para implementar o agente virtual. O termo SIM representa que o recurso ou a tecnologia foi utilizada no *chatbot* e o termo NÃO demonstra que a tecnologia não está presente em sua arquitetura.



Tabela 8: Tecnologias e recursos dos trabalhos relacionados

Recurso/Tecnologia Trabalho	<i>AIML</i>	<i>PLN</i>	<i>XML</i>	<i>Machine Learning</i>	<i>AVA</i>	<i>Mobile</i>	<i>RNN</i>	Aprendizagem Ubíqua
AbuShawar	SIM	SIM	NÃO	SIM	SIM	NÃO	NÃO	NÃO
Amaral	NÃO	SIM	NÃO	SIM	SIM	SIM	NÃO	SIM
Moraes	SIM	NÃO	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	NÃO	NÃO
Procter	NÃO	NÃO	NÃO	SIM	SIM	NÃO	NÃO	NÃO
Dehon	NÃO	SIM	NÃO	NÃO	SIM	SIM	NÃO	NÃO
Kuyven	NÃO	SIM	NÃO	SIM	SIM	SIM	SIM	NÃO
Moreno	NÃO	SIM	SIM	NÃO	SIM	SIM	NÃO	NÃO
Paschoal	NÃO	SIM	NÃO	SIM	SIM	SIM	NÃO	SIM
Paschoal	NÃO	SIM	NÃO	SIM	SIM	SIM	NÃO	NÃO
Popenici	NÃO	SIM	NÃO	SIM	SIM	SIM	NÃO	NÃO

A partir da análise da Tabela 8 foi possível elencar alguns recursos e tecnologias para compor a arquitetura do *chatbot* proposto neste trabalho, apresentado no capítulo 3.

### 2.1.3 Critérios de inclusão e exclusão

Para potencializar a seleção dos trabalhos relevantes para a pesquisa foram definidos os critérios de inclusão e exclusão, apresentados na Tabela 9.

Tabela 9: Critérios de inclusão e exclusão

Critérios de Inclusão (CI)	Critérios de Exclusão (CE)
C.I.1: Artigo disponível na íntegra	C.E.1: Artigo indisponível na íntegra
C.I.2: Artigos apresentam <i>chatbots</i> para a educação, livre do tipo de aplicação, plataforma adotada, objeto ou grau de estudo	C.E.2: Não aborda a aplicação propriamente dita
C.I.3: Artigos com resultados em conformidade com os objetivos de pesquisa	C.E.3: Não apresenta resultados claros e/ou ferramentas utilizadas para avaliação do <i>chatbot</i>

A primeira análise foi conduzida pela leitura do título, resumo, palavras-chave, método, resultados e conclusões (ou equivalentes) dos 195 trabalhos selecionados. Em seguida, foram submetidos aos critérios de inclusão e exclusão pré-definidos.

### 2.1.4 Resultados da Revisão

Após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão foram selecionados 10 artigos para sua leitura na íntegra. A leitura completa dos artigos extraídos permitiu a coleta de informações relevantes às questões de pesquisa investigadas por meio da RSL. Além disso, técnicas de mineração de textos foram aplicadas nos artigos analisados, o procedimento identificou 49.574 palavras pertinentes aos estudo.

Afim de manter apenas os termos mais relevantes para executar a mineração de texto

foram omitidos os nomes dos autores, agradecimentos e referências. O conteúdo remanescente gerou um arquivo no formato .txt. Utilizou-se a ferramenta *on-line* gratuita *Voyant Tools*<sup>2</sup>, que permite desconsiderar da análise as *stopwords* (como adjetivos, artigos e advérbios, exemplo “o”, “a”, “para”, “essa”) presentes no corpus. A ferramenta foi manualmente configurada com um rol de *stopwords* tanto em língua inglesa quanto como no idioma português.

Identificou-se que os 10 termos mais recorrentes foram: *learning* (204), educação (147), agente (131), *education* (141), informática (111), *chatbot* (107), *conversational* (95), virtual (90), aprendizagem (88), *learner* (79). Observa-se que a maioria das palavras é da língua inglesa. Isso se deve ao fato de que o corpus, apesar de dividido igualmente quanto à quantidade de publicações (5 inglês – 5 português), em termos de número de palavras é composto na sua maioria pela língua inglesa (27.122 palavras – 55%). Já a língua portuguesa foi responsável por 22.452 palavras (45%).

Para possibilitar uma análise mais acurada, as publicações foram divididas de acordo com a língua. Os trabalhos de língua portuguesa apresentaram as seguintes cinco palavras mais recorrentes: educação (147), agente (131), informática (111), *virtual* (90) e aprendizagem (88). Já nos de língua inglesa, obteve-se como cinco palavras mais recorrentes os termos: *learning* (204), *education* (114), *chatbot* (107), *conversational* (95) e *virtual* (90).

A figura 4 ilustra a nuvem de palavras referente as publicações de língua portuguesa (a esquerda) e de inglesa (a direita).



Figura 4: Nuvem de palavras geradas da RSL: (a) língua portuguesa. (b) língua inglesa.  
Fonte: autor

A análise via mineração de textos possibilitou o reconhecimento de aspectos subjetivos nas publicações analisadas. Nesta RSL foi possível visualizar os trabalhos de maneira ampla, automatizada e eficiente.

Para compreender os aspectos de uso dos *chatbots* na educação, a revisão selecionou os trabalhos de acordo com os os critérios: (I) as principais instituições de ensino superior que se destacam em pesquisas sobre *chatbots* (II) os motivos do uso de *chatbot* na educação (IV) as principais técnicas e tecnologias utilizadas e (V) os principais resultados encontrados.

<sup>2</sup>O *Voyant Tools* é um aplicativo baseado na web de código aberto para a realização de análise de texto. Ele suporta leitura e interpretação acadêmica de textos. Disponível em: <<https://voyant-tools.org>>

A Tabela 10 apresenta os trabalhos pesquisados divididos por instituição de ensino.

Tabela 10: Pesquisas sobre *chatbots* em educação.

Instituição	Modalidade	Quantidade de publicações	%	% Modalidade
Universidade de Athabasca <sup>1</sup>	EAD	1	10,0	60,0
Universidade Charles Darwin <sup>2</sup>	EAD	1	10,0	
Universidade Federal de Lavras <sup>3</sup>	EAD	1	10,0	
Universidade de Pernambuco <sup>4</sup>	EAD	1	10,0	
Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS <sup>5</sup>	EAD	2	20,0	
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul <sup>6</sup>	Presencial	1	10,0	40,0
<i>Arab Open University</i> <sup>7</sup>	Presencial	1	10,0	
Universidade Estadual de Londrina <sup>8</sup>	Presencial	1	10,0	
Centro Universitário UNIFTEC - Caxias do Sul <sup>9</sup>	Presencial	1	10,0	
<b>Total</b>		<b>10</b>		<b>100,0</b>

Entre as pesquisas que abordam *chatbots* na educação, 60% corresponde a educação a distância e 40% ao ensino presencial. É possível perceber o interesse das instituições nacionais e internacionais pelo uso de *chatbots* para auxiliar no processo de ensino-aprendizagem.

### 2.1.5 Ambiente Virtual de Aprendizagem - AVA

Os cursos na modalidade à distância, ou EaD, das Instituições Públicas de Ensino Superior (IPES) no Brasil, cumprem um papel importante no processo formativo de seus estudantes. Neste contexto, os AVAs desempenham um importante papel para a difusão da EaD no país. Para (Sabbatini, 2007) o AVA FURG é um sistema de gestão do ensino e aprendizagem de alta qualidade e com vários tipos de recursos disponíveis para educadores criarem cursos on-line ou suporte on-line a cursos presenciais. Enquanto isso, na perspectiva de (McKimm et al., 2003), o AVA consiste em um conjunto de ferramentas eletrônicas voltadas ao processo de ensino-aprendizagem. Os principais componentes incluem sistemas que podem organizar conteúdos, acompanhar as atividades e fornecer ao estudante suporte *on-line* e comunicação eletrônica.

De acordo com (Milligan, 1999), para a gestão do aprendizado e a disponibilização de materiais, um AVA deve apresentar algumas ferramentas como:

- **Controle de Acesso:** geralmente por senha;
- **Administração:** refere-se ao acompanhamento dos passos do estudante no ambiente, registrando seu progresso por meio das atividades e das páginas consultadas;

<sup>1</sup><https://www.athabascau.ca/>

<sup>2</sup><https://www.cdu.edu.au/>

<sup>3</sup><https://ufla.br/>

<sup>4</sup><http://www.upe.br/>

<sup>5</sup><http://www.ufrgs.br/ufrgs/inicial>

<sup>6</sup><http://www.pucrs.br/>

<sup>7</sup><https://www.arabou.edu.kw/>

<sup>8</sup><http://www.uel.br/>

<sup>9</sup><https://www.ftec.com.br/>

- **Controle de tempo:** por algum meio explícito de disponibilizar materiais e atividades em determinados momentos do curso, por exemplo, o recurso calendário;
- **Avaliação:** usualmente formativa (como por exemplo, a auto-avaliação);
- **Comunicação:** promovida de forma síncrona e assíncrona;
- **Espaço privativo:** disponibilizado para os participantes trocarem e armazenarem arquivos;
- **Gerenciamento de uma base de recursos:** como forma de administrar recursos menos formais que os materiais didáticos, tais como *faq* (perguntas frequentes) e sistema de busca;
- **Apoio:** como por exemplo, a ajuda *on-line* sobre o ambiente;
- **Manutenção:** relativo à criação e atualização de matérias de aprendizagem.

De acordo com (Pereira et al., 2007), AVAs podem ser descritos como ambientes virtuais integrados, que utilizam a internet para viabilizar: (I) o acesso e o armazenamento da informação, (II) a comunicação síncrona e assíncrona, (III) o gerenciamento dos processos administrativos e pedagógicos e (IV) a produção das atividades individuais ou em grupo.

Entretanto (Alonso, 2010), identificou dois fatores marcantes na implementação da EaD no Brasil: a diminuição da qualidade do serviço à medida que o número de alunos aumentava e os recursos humanos disponíveis não atendiam as necessidades pedagógicas dos alunos, ocasionando evasão significativa dos cursos. Entre as ações desempenhadas nos cursos em relação ao atendimento ao estudante citam-se: esclarecimento de dúvidas de caráter acadêmico, administrativo, orientações sobre os cursos e suas ferramentas pedagógicas.

## 2.2 Redes Neurais Artificiais

Essa seção apresenta uma breve introdução conceitual da teoria das redes artificiais e em seguida o estudo participante deste trabalho, as redes neurais recorrentes (RNN). Em geral, as redes recorrentes são apropriadas para resolver problemas que envolvem processamento temporal, pois elas podem armazenar as informações processadas, ao executar novas entradas.

### 2.2.1 Um Breve Histórico

As redes neurais artificiais (RNA) atravessaram um intrigante processo evolutivo, delimitado por uma fase de interesse científico, acompanhado por anos de inatividade das

pesquisas, e por decorrência da manifestação de novos fundamentos teóricos e desenvolvimento de novas tecnologias o interesse científico reapareceu. Alguns dos mais importantes pesquisadores envolvidos no estudo e aplicação de redes neurais das últimas décadas foram destacados, por suas contribuições, e apresentados em ordem cronológica a seguir.

No ano de 1943, como resultado das pesquisas de (McCulloch and Pitts, 1943, 1943) apresentaram o modelo artificial de um neurônio biológico. A pesquisa do psicólogo *McCulloch* e do matemático *Pitts* dedicou-se em descrever um modelo artificial de um neurônio e apresentou sua capacidade computacional, entretanto esse padrão não apresentava técnicas de aprendizado. Ainda que muito simples, a arquitetura produziu grandes contribuições, sendo precursor dos primeiros modelos matemáticos de dispositivos digitais análogos aos biológicos e para as discussões sobre a construção dos primeiros computadores digitais.

No final do ano de 1949, os estudos do psicólogo "Donald Hebb" demonstraram a capacidade de aprendizagem das redes neurais, por meio da variação dos pesos de entrada dos nodos (Braga, 2000).

Em 1958, outro psicólogo, (Rosenblatt, 1958) descreveu uma nova topologia de RNA, o *perceptron*. Segundo Rosenblatt, além disso, as RNAs com nodos *MCCULLOCH-PITTS (MCP)* poderiam ser treinadas para classificar certos tipos de padrões se fossem acrescentadas sinapses ajustáveis.

No ano de 1969, (Minsky and Papert, 2017) identificaram limitações no *perceptron* de Frank Rosenblatt, visto que seu modelo era capaz de resolver apenas problemas lineares, ou seja, problemas cuja solução pode ser obtida dividindo-se o espaço de entrada em duas regiões através de uma reta. O *perceptron*, por exemplo, não detectava paridade, conectividade e simetria, uma classe de problemas não-linearmente separáveis, classificados como "problemas difíceis de aprender" (*hard learning problems*).

Na década de 1970, os trabalhos de RNA estacionaram por conta da constatação apresentada por *Minsky e Papert*, revelando a limitação do *perceptron*.

Em 1982, o físico, biólogo e neurologista (Hopfield, 1982) publicou um artigo que chamou a atenção para as propriedades associativas das RNAs. Seu artigo foi responsável por parte da retomada das pesquisas na área. *Hopfield* mostrou a relação existente entre redes recorrentes auto-associativas e sistemas físicos. Por esse motivo, correntes teóricas da Física interessaram-se em estudar tais modelos. Além do mais, a descrição do algoritmo de treinamento *backpropagation* alguns anos mais tarde, mostrou que a visão de (Hopfield, 1982) sobre o *perceptron* era bastante pessimista. Dessa forma, as RNAs de múltiplas camadas são, sem dúvida, capazes de resolver os "problemas difíceis de aprender".

No final da década de 1980, outros dois fatores foram responsáveis pela retomada do interesse das RNAs: o avanço da tecnologia, principalmente da microeletrônica contribuiu

para a realização física das redes neurais, com nodos e suas interconexões, impossível anteriormente. E a capacidade de resolver determinados tipos de problemas, em contraste com a escola simbolista que não avançou significativamente na resolução de alguns problemas simples para um ser humano (Braga, 2000).

### 2.2.2 Redes Neurais Biológicas

Por meio dos estudos das Redes Neurais Biológicas (RNB) caracterizaram-se as redes neurais artificiais. Conforme (Braga, 2000), uma RNB é um sistema de processamento de informação, sua estrutura assemelha-se a estrutura biológica do cérebro humano com características comuns entre si, os dois sistemas são baseados em unidades de computação paralela e distribuída que se comunicam por meio de conexões sinápticas. Eles possuem detetores de características, redundância e modularização das conexões. Essas qualidades possibilitam às RNAs reproduzirem várias funções exclusivamente aos seres humanos.

Os neurônios, segundo (Braga, 2000), são formados pelos dendritos, que são um conjunto de terminais de entrada, pelo corpo central, e pelos axônios que são longos terminais de saída e se comunicam através de sinapses, região onde dois neurônios entram em contato e através da qual os impulsos nervosos são transmitidos entre eles. Um neurônio biológico dispara quando a soma dos impulsos que ele recebe ultrapassa o seu limiar de excitação (threshold). O corpo do neurônio, por sua vez, é emulado por um mecanismo simples que faz a soma dos valores  $x_i; w_i$  recebidos pelo neurônio (soma ponderada) e decide se o neurônio deve ou não disparar (saída igual a 1 ou a 0) comparando a soma obtida ao limiar ou (threshold) do neurônio. Este processo depende de vários fatores, como a geometria da sinapse e o tipo de neurotransmissor (Haykin, 2001, p. 27-32).

A figura 5 ilustra um neurônio biológico e a sequência de propagação dos sinais.

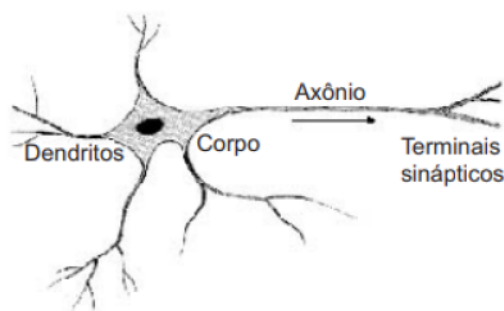


Figura 5: Componentes do neurônio biológico.

Fonte: adaptada de Braga (2000)

O modelo de neurônio artificial, com base no neurônio biológico, proposto por McCulloch e Pitts (1943) é formado por um vetor de entradas e as sinapses são representadas por pesos numéricos, a soma ponderada das entradas é submetida à uma função de trans-

ferência, ou função de ativação, que determina se a soma é maior que um valor numérico (o limiar do neurônio) se sim, o neurônio é ativado (valor 1) caso contrário, é desativado (valor 0). De forma muito simples, o neurônio responde se a soma recebida é maior que um valor numérico. A função linear de *McCulloch e Pitts* é representada pela seguinte expressão:

$$\sum_{i=1}^n x_i w_i \geq \theta$$

onde  $n$  é o número de entradas do neurônio.  $w_i$ ; é o peso associado à entrada  $x_i$ ; e  $\theta$  é o limiar (threshold) do neurônio. A figura 6 representa o neurônio de *McCulloch e Pitts*.

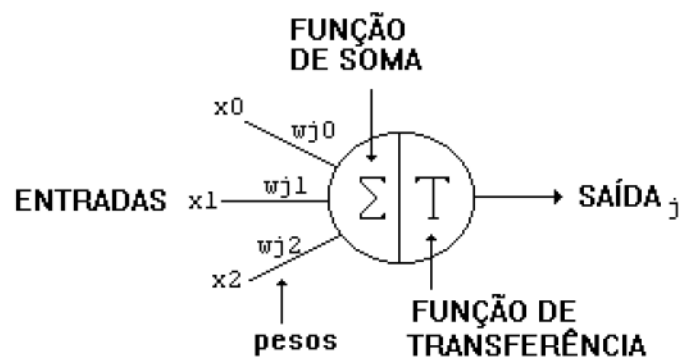


Figura 6: Representação funcional do neurônio de *McCulloch e Pitts*.

Fonte: Braga (2000)

As RNAs apesar de sua similaridade com as redes biológicas, não foram desenvolvidas com a finalidade de copiar o funcionamento do cérebro biológico, mas como um modelo para resolução de problemas não algorítmicos inspirados na incrível capacidade de processamento e de reconhecimento de padrões do cérebro humano.

Os modelos de RNAs apresentam três características principais: I. A arquitetura (o padrão de conexões entre as camadas), II. O algoritmo de treinamento (método de definição dos pesos das conexões) e III. A função de ativação (Silva et al., 1998).

Pode-se destacar que os estudos das RNAs são de classe transversais e multidisciplinares, transpassam pelas áreas da psicologia, neurociência, física e computação.

### 2.2.3 Aplicação

Atualmente as RNAs estão sendo aplicadas em várias áreas do conhecimento, começando pelo reconhecimento de padrões, seguindo para o mercado financeiro, área da saúde, distribuição de energia elétrica e sistemas especialistas, outros exemplos são listados a seguir:

- análise de assinaturas;

- análise de características demográficas para marketing;
- análise do grau de satisfação dos cliente;
- controle de processos industriais;
- detecção de fraudes em cartões de crédito;
- monitoramento para manutenção de motores;
- previsão da bolsa de valores e cotação de moedas;
- previsão do mercado financeiro;
- reconhecimento de caracteres e impressões digitais;
- reconhecimento ótico de caracteres.

O reconhecimento facial usado para identificar a quem pertence um rosto visto de diversos ângulos ou realizar a reconstrução de rostos parcialmente visualizados é outra atividade bastante comum atualmente. Uma rede neural multinível treinada para reconhecer padrões de rostos ou de objetos, baseia-se nas medidas de distância para realizar sua busca e utiliza um módulo de decisão para arbitrar dentre vários resultados detectados (Braga, 2000).

#### 2.2.4 Arquiteturas de RNAs

A arquitetura de uma rede neural corresponde a disposição dos neurônios, um em relação ao outro, seguindo suas conexões sinápticas, estrutura apresentada na seção anterior. Sua topologia, remete as inúmeras composições estruturais possíveis com diferentes quantidades de neurônios nas camadas de entrada, intermediária e de saída da rede (Braga, 2000). A seguir são apresentadas as arquiteturas de redes neurais artificiais mais usuais atualmente.

***FeedForward de Camada Simples:*** Uma camada de entrada é diretamente associada a um ou mais neurônios que vão gerar a resposta de saída (figura 7). O fluxo de dados segue sempre em direção à camada de saída. Essas arquiteturas são empregadas em problemas de classificação de padrões e filtragem.

***FeedForward de Camadas Múltiplas:*** É formada por uma ou mais camadas escondidas de neurônios (figura 8). São aplicadas em problemas de aproximação de funções, classificação de padrões, identificação de sistemas, otimização, robótica e controle de processos.



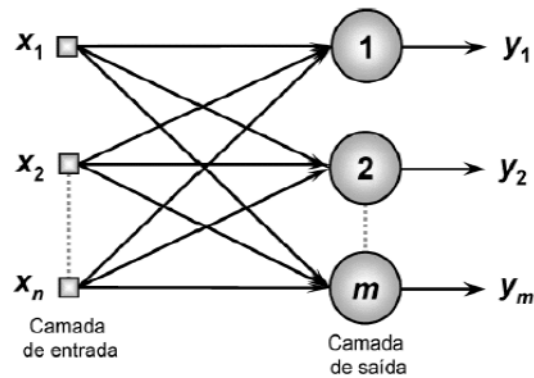


Figura 7: Arquitetura *FeedForward* de Camada Simples.  
Fonte: adaptada de Braga (2000)

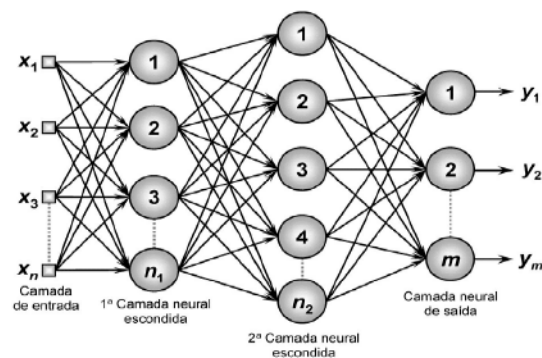


Figura 8: Arquitetura *FeedForward* de Camadas Múltiplas.  
Fonte: adaptada de (Braga, 2000)

**Recorrente ou Realimentada:** Suas saídas são realimentadas como sinais de entrada para outros neurônios, sendo assim empregadas para o processamento de sistemas variantes no tempo (figura 9). São utilizadas em previsões de séries temporais, otimização, identificação de sistemas e controle de processos.

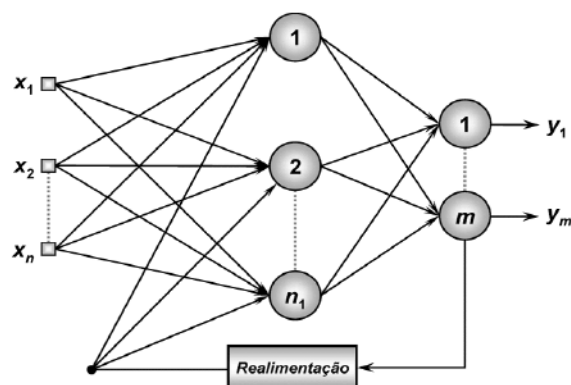


Figura 9: Arquitetura Recorrente ou Realimentada.  
Fonte: adaptada de Braga (2000)

**Estrutura Reticulada:** Essa arquitetura considera a disposição espacial dos neurônios (figura 10) com o propósito da extração de características do sistema, ou seja,

sua localização espacial serve para ajuste de seus pesos e limiares. São usadas em problemas de agrupamento, reconhecimento de padrões, otimização de sistemas, entre outros.

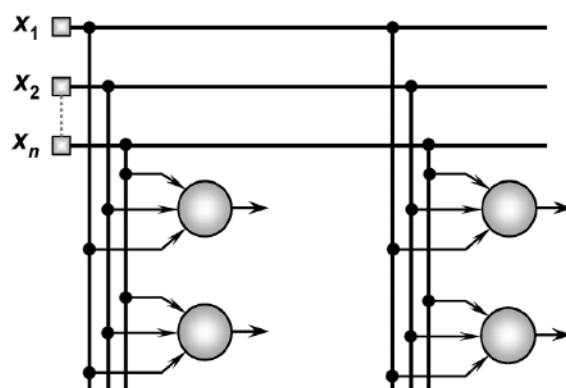


Figura 10: Arquitetura de Estrutura Reticulada.  
Fonte: adaptada de Braga (2000)

Dos vários modelos de arquiteturas de RNAs apresentados, pode-se inferir que uma RNA é composta pelos seguintes parâmetros: número de camadas da rede, número de nodos em cada camada, tipo de conexão entre os nodos e topologia da rede (Segatto and Coury, 2008).

### 2.2.5 Treinamento

Para resolver os problemas não-lineares propostos, um modelo de RNA precisa aprender, para isso, inicia-se um processo iterativo de ajustes manipulando seus pesos, denominado treinamento.

De acordo com (Cera, 2005), o aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas, produzindo diferentes comportamentos a um estímulo externo devido à excitações recebidas do passado, adquirindo conhecimento. Esse processo é associado ao principal fundamento de um comportamento inteligente no paradigma da inteligência artificial.

Os modelos neurais artificiais oferecem um paradigma atrativo pois, "aprendem" a resolver problemas por meio de exemplos, existem vários tipos de treinamento atualmente. A seguir são apresentados alguns dos mais utilizados.

**Aprendizado Supervisionado:** exige a presença de um agente externo (tutor) na fase de aprendizado, que avalia e informa à rede sobre a sua performance. O tutor adquire conhecimento da rede, na forma de mapeamentos (padrões) de entrada-saída.

**Aprendizado não Supervisionado:** não possui um tutor (crítico). A rede é autônoma, trabalha com os dados que lhes são apresentados e aprende a refletir sobre as suas propriedades no seu *output* (saída). Esse tipo de aprendizado pode ser utilizado com um algoritmo competitivo ou *hebbiano*.

**Aprendizado por Reforço:** possui um crítico externo que avalia as respostas fornecidas pela rede e direciona o ajuste dos pesos. O aprendizado é *on-line*, resultado de um

processo de tentativas e erros, que visa maximizar um dado índice de desempenho, denominado de sinal de reforço.

### 2.2.6 Algoritmos de aprendizado

Algoritmo de aprendizado é definido como um conjunto de regras bem definidas que são utilizadas para solucionar um determinado problema de aprendizado. Os algoritmos de aprendizado podem ser agrupados em quatro categorias:

- Aprendizado por correção de erro;
- Aprendizado *Hebbiano*;
- Aprendizado Competitivo;
- Aprendizado *Boltzmann*.

## 2.3 Redes Neurais Recorrentes - RNN

As Redes neurais recorrentes (*Recurrent Neural Network - RNNs*) foram introduzidas na década de 1980, e por sua capacidade de armazenar na memória as entradas anteriores abriu novos domínios de problemas para redes neurais (Segatto and Coury, 2006).

As *RNNs* são estruturas de processamento capazes de representar uma grande variedade de comportamentos dinâmicos e devido a presença de realimentação da informação permite a criação de representações internas, capazes de processar e armazenar informações temporais e sinais sequenciais. As conexões recorrentes ou realimentação de informação podem conduzir a comportamentos complexos, mesmo com um número reduzido de parâmetros. Como estruturas de processamento de sinais, redes neurais recorrentes se assemelham a filtros não-lineares com resposta ao impulso infinita (NERRAND et al., 1993). A figura 11 ilustra a operação da rede *RNN* de *Elman*.

De acordo com (Segatto and Coury, 2006), há dois tipos de redes recorrentes: aquelas em que o padrão de entrada é fixo e a saída desloca-se, dinamicamente, para um estado estável e aquelas em que ambas, entrada e saída, variam com o tempo, sendo estas últimas mais gerais e utilizadas com maior frequência.

### 2.3.1 *Sequence-to-sequence - S2S*

O modelo (*S2S - Sequence-to-sequence*) ou Sequência-a-sequência é um tipo de modelo generativo, que maximiza a probabilidade de gerar uma resposta dada a vez do diálogo anterior. Esta abordagem pode ser treinada de ponta a ponta e atinge bons resultados em tarefas de geração de resposta neural. Uma visão geral do modelo é apresentada na figura 12 a seguir.

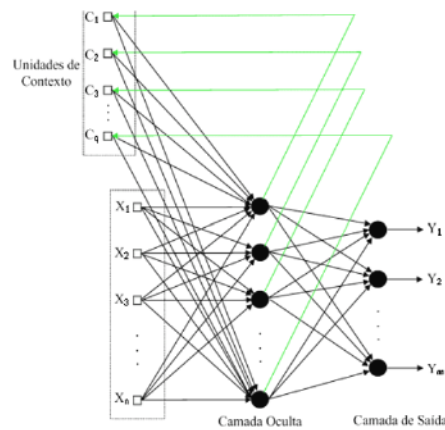


Figura 11: Rede Neural de *Elman*.  
Fonte: adaptada de *Elman* (1990)

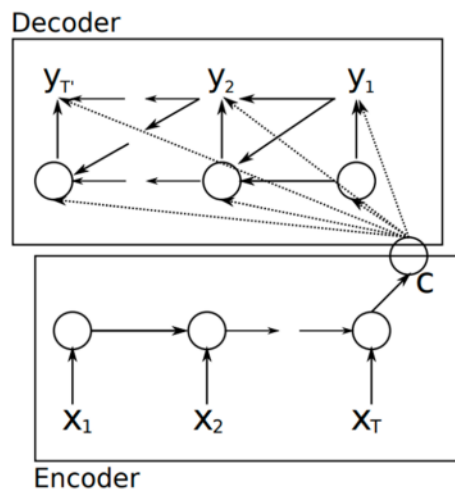


Figura 12: Visão geral da arquitetura *Sequence to Sequence*.  
Fonte: Cho et.al. (2014)

Um modelo básico *Sequence-to-Sequence* compreende um codificador que mapeia sequência de entrada  $x = (x_1, \dots, x_T)$  em uma representação intermediária  $h$  e um decodificador que por sua vez gera uma sequência de saída  $y = (y_1, \dots, y_K)$  de  $h$  (Sutskever et al., 2014).

O decodificador também pode atender a uma determinada parte do codificador com um mecanismo de atenção, chamado de atenção híbrida (Chorowski et al., 2015), pode se utilizar tanto o conteúdo como o contexto anterior para calcular o próximo contexto. É fácil de calcular a expectativa sobre os estados do codificador (Chorowski et al., 2015). Diferentemente se selecionar apenas uma parte fora dos estados do codificador essa tarefa se torna mais complexa. Outros componentes do modelo são listados a seguir.

**Atenção:** a entrada para o decodificador é um único vetor que precisa armazenar todas as informações sobre o contexto. Isso se torna um problema com grandes sequências. Portanto, o mecanismo de atenção é aplicado e permite que o decodificador observe sele-

tivamente a sequência de entrada.

**Busca de Feixe:** a palavra de maior probabilidade é selecionada como a saída pelo decodificador. Mas nem sempre produz os melhores resultados, devido ao problema básico dos algoritmos gulosos. Então a busca por feixes é aplicada, sugerindo possíveis traduções em cada etapa, gerando uma árvore com os melhores resultados  $k$ .

**Bucketing:** em um modelo S2S, são possíveis sequências de tamanho variável devido ao preenchimento de 0s, na matriz vetorial, tanto na entrada quanto na saída. No entanto, se o comprimento máximo estabelecido por nós for igual a 100 e a sentença tiver apenas 3 palavras, isso causará um enorme desperdício de espaço. Como estratégia é utilizado o conceito de *bucketing* (baldes), especificando tamanhos diferentes como: (4, 8)(8, 15) e assim por diante, onde 4 é o comprimento máximo de entrada definido por nós e 8 é o comprimento máximo de saída.

Esses modelos aprendem a gerar uma sequência (por exemplo, textos) de comprimento variável a partir de uma sequência de dados de entrada (por exemplo, falar o mesmo texto em outro idioma) comprimento variável.

### 2.3.2 Motivação do uso das RNN

Técnicas tradicionais, sequenciais e baseadas em lógica binária são amplamente utilizadas e bem sucedidas em diversas áreas, todavia são limitadas na resolução problemas de outras classes.

Por consequência do avanço tecnológico, os computadores modernos tornaram-se cada vez mais eficientes e, cientistas e pesquisadores foram encorajados a utilizarem essas máquinas para desempenhar tarefas executadas pelos sistemas cognitivos humano. Com base em exemplos e acompanhado por um instrutor, 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 FURG.

### 2.3.3 Treinamento da RNN

O algoritmo de (Hopfield, 1982) (*Backpropagation*) foi aplicado para o treinamento da rede, encarregando-se de receber e processar as entradas, também são calculados os valores de erro e ajustados os valores dos pesos. Este processo se repete até que uma taxa de erro desejada seja alcançada. Quando isto ocorre, a rede estará treinada e o processo de classificação em si pode ser iniciado.

O treinamento supervisionado segue o modelo de (Braga, 2000), constituído de três fases:

- estimular a entrada para alcançar um resultado;
- retro propagar do erro através de cálculos comparando com o resultado esperado;
- refazer os pesos das conexões dos nodos, diminuindo ou aumentando os pesos conforme for necessário.

## 2.4 Computação Cognitiva - CC

Essa seção faz uma breve introdução da Computação Cognitiva, tecnologia que simula os processos do pensamento humano em um modelo computadorizado e suas principais características cognitivas de autoaprendizagem por meio do processamento da linguagem natural.

### 2.4.1 Sistemas Cognitivos

Com a expansão da internet, nos anos 2000, produtos e serviços começaram a produzir uma massificação de dados estruturados e não-estruturados (áudio, vídeo, imagem) criando uma nova classe de problemas relacionados à interpretação de dados não estruturados que até então os sistemas programáveis não conseguiam resolver (Varga and Rotta, 2019).

Ainda que sejam mais rápidos para processar e calcular do que os humanos, os computadores não são capazes de realizar tarefas consideradas simples, como entender a linguagem natural ou reconhecer objetos únicos em uma imagem, atividade considerada comum para pessoas. Os sistemas cognitivos, alimentados por algoritmos de aprendizado de máquina são capazes de refinar a maneira como identificam padrões e o modo como processam dados para se tornarem capazes de antecipar novos problemas e modelar possíveis soluções,

Nessa perspectiva, (Varga and Rotta, 2019, p. 1) definem que:

A computação cognitiva surge para abordar o novo desafio, uma gama de tecnologias de IA, como processamento de linguagem natural, geração de hipóteses baseada em evidências, aprendizado de máquina e dezenas de outros algoritmos e tecnologias que analisam as evidências em diferentes dimensões como tema, popularidade, confiabilidade da fonte de informação, entre outras, em especial no tratamento de grande volume de dados. Apesar de não haver consenso sobre uma definição formal e clara do que é a computação cognitiva, pode-se considerar que é a computação voltada à geração de conhecimento baseado na interpretação e extração de significado dos dados, primariamente não-estruturados, os quais seriam muito difíceis de serem tratados por meio dos sistemas programáveis tradicionais.

O termo Computação Cognitiva (CC) é habitualmente empregado para descrever sistemas de inteligência artificial que simulam o pensamento humano. Todavia a cognição humana envolve análise em tempo real do ambiente, contexto e intenção, entre muitas outras variáveis que cooperam para aumentar a capacidade de uma pessoa para resolver problemas. Para que um sistema de computador construa modelos cognitivos que imitam os processos de pensamento humano, são necessárias várias tecnologias de IA, incluindo aprendizado de máquina, aprendizado profundo, redes neurais, PLN e análise de sentimentos. A CC se sobrepõe à IA e envolve muitas tecnologias subjacentes para potencializar aplicações cognitivas, incluindo sistemas especialistas, redes neurais, robótica e realidade virtual (Rouse, 2019).

#### 2.4.2 Principais Atributos

Para desenvolver as habilidades cognitivas, as aplicações devem atender alguns critérios inerentes a capacidade de aprender de forma autônoma ou por meio de interações, identificar intenções e compreender seus contextos (Rouse, 2019). Seus principais atributos são abordados a seguir.

**A) Adaptativa:** Os sistemas cognitivos devem ser flexíveis o suficiente para aprender à medida que a informação muda e os objetivos evoluem. Os sistemas devem ser capazes de processar dados dinâmicos em tempo real e fazer ajustes à medida que os dados e o ambiente mudam.

**B) Interativa:** A Interação Humano-Computador (IHC) é um componente crítico em sistemas cognitivos. Os usuários devem ser capazes de interagir com máquinas cognitivas e definir suas necessidades à medida que essas necessidades mudam. As tecnologias também devem interagir com outros processadores, dispositivos e plataformas de nuvem.

**C) Iterativa e stateful:** As tecnologias de CC também podem identificar problemas por meio de questionamentos ou obtendo dados adicionais caso um problema for declarado vago ou incompleto. Os sistemas fazem isso mantendo informações sobre situações semelhantes que ocorreram anteriormente.

**D) Contextual:** Entender o contexto é crítico nos processos de pensamento e, portanto, os sistemas cognitivos também devem entender, identificar e explorar dados contextuais, como sintaxe, hora, local, domínio, requisitos, perfil, tarefas ou objetivos de um usuário específico. Eles podem recorrer a múltiplas fontes de informação, incluindo dados estruturados e não estruturados e dados visuais, auditivos ou sensoriais.

De modo geral, a CC é usada para auxiliar os seres humanos em seus processos de tomada de decisão. Dentre os diversos aplicativos de computação cognitiva existentes, destacamos o Assistente Cognitivo que Aprende e Organiza (CALO). O projeto é liderado pelo *SRI*<sup>3</sup>. Um número de assistentes pessoais em dispositivos móveis resultaram da

---

<sup>3</sup><https://www.sri.com/>

CALO, incluindo a *Siri*<sup>4</sup> da *Apple*, o *Google Now*<sup>5</sup>, o *Dragon Mobile Assistant*<sup>6</sup>, o *Nina Mobile*<sup>7</sup> e a *Microsoft Cortana*<sup>8</sup>. Recentemente os criadores da *Siri* anunciaram o sucessor do CALO, o assistente inteligente *Viv*<sup>9</sup> (o cérebro global) que atualmente está sendo desenvolvido e que pode reconhecer as preferências pessoais do usuário e uma rede de conexões quase infinitas para responder e executar quase qualquer consulta ou função.

O *Google* está trabalhando em um assistente cognitivo mais ambicioso chamado "*Google Brain*<sup>10</sup>", que combina a ciência da computação com a neurociência. Sistemas de Assistentes cognitivos (*Cogs*) emergentes são autônomos e proativos, uma classe de *software* mais avançado projetado para seguir e interagir com pessoas (e outros *Cogs* e serviços) nos ambientes cognitivos, *Cogs* usam análise cognitiva para processar linguagem natural e fazer reconhecimento de padrões.

Esses sistemas cognitivos poderão auxiliar a tomar decisões eficazes e oportunas, personalizadas, colaborativas e de aprendizagem. Estimulando a criatividade e a inovação e no desenvolvimento de novos produtos e serviços de alta complexidade.

Os sistemas de computação cognitiva devem ser capazes de lidar com a ambiguidades, podem reavaliar constantemente informações com base em mudanças no usuário, tarefa, contexto, objetivo ou nova informação. Eles devem entender a questão ou contexto antes de procurar por respostas. Também podem oferecer várias respostas úteis que são ponderadas quanto à confiança ou proximidade da consulta ou tópico. Além disso, tornam-se grandes em dados inteligentes e conhecimento útil. Semelhante às pessoas, os sistemas de computação cognitiva devem ser dinâmicos e precisam aprender.

## 2.5 Assistente Inteligente *Chatbot*

Essa seção apresenta os principais trabalhos relacionados atualmente no contexto educacional e introduz o conceito dos assistentes virtuais (*chatbots*) e sua aplicação.

### 2.5.1 Trabalhos Relacionados

Usualmente a interação com um *chatbot* inicia-se a partir da introdução de uma pergunta ou sentença, por parte do estudante, em seguida, o *software* embarcado no *chatbot* responde a pergunta, efetua um comentário ou inicia um novo tema (Huang et al., 2007).

Conforme (Schlicht, 2016), um *chatbot* é definido por dois tipos: (I) o baseado em regras, onde suas respostas são definidas por princípios criados previamente, não podendo, o *chatbot*, processar informações ou comandos fora das especificações existentes. Para

<sup>4</sup><https://www.apple.com/br/siri/>

<sup>5</sup><https://www.google.com/intl/pt-BR/landing/now/>

<sup>6</sup><https://www.nuance.com/mobile/mobile-applications/dragon-mobile-assistant.html>

<sup>7</sup><https://www.nuance.com/omni-channel-customer-engagement/digital/virtual-assistant/nina.html>

<sup>8</sup><https://www.microsoft.com/pt-br/windows/cortana>

<sup>9</sup><http://viv.ai/>

<sup>10</sup><https://ai.google/research/teams/brain/>



este tipo de *chatbot*, a inteligência é limitada pelo conjunto de normas; e (II) o baseado em técnicas de Inteligência Artificial, o qual aprende com as interações com os estudantes. Estes *chatbot* usam Processamento de Linguagem Natural (*Processing Natural Language - NLP*) permitindo que forneçam respostas precisas e dinâmicas.

Em muitos trabalhos os *chatbot* possibilitam a coleta e o armazenamento, em Bases de Dados, das informações trocadas com os usuários para potenciais consultas na forma de relatórios ou para serem analisadas nas tomadas de decisão (Asher, 2017).

A utilização de *chatbot* capazes de realizar atendimento automático 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. O Programa Nacional de Racionalização do Uso dos Derivados de Petróleo e do Gás Natural (CONPET)<sup>11</sup> que usa *chatbot* para conscientização do uso racional de energias, (Petrobrás, 2008), desenvolveu o Robô ED, provido de Inteligência Artificial, capaz de conversar com milhares de estudantes simultaneamente imitando um atendente real. O robô explana sobre assuntos ligados ao uso racional de energia, derivados de petróleo, meio ambiente, gás natural e ainda fornece dicas de economia, qualidade do ar, biocombustíveis, programas educacionais, fontes alternativas de energia e outros temas.

Entretanto, observa-se que os trabalhos existentes concentram-se em implantar os *chatbot* para diferentes propósitos de uso, contudo quase não são encontrados métodos de avaliação da qualidade das conversas produzidas pelos *chatbot* e nem mecanismos que minimizam a ocorrência das conversas que produzem respostas incorretas, o que pode provocar o desinteresse do uso do assistente virtual.

## 2.6 Plataformas para desenvolvimento de *Chatbot*

Entre as tecnologias para desenvolver *chatbot* estão as plataformas baseadas em nuvem para desenvolvimento e implantação de robôs de atendimento, como por exemplo: *Microsoft bot Heroku* entre outros, segundo, após realizar um estudo comparativo entre diferentes plataformas Web para desenvolvimento de *chatbot*, (Primo, 1998) conclui que as plataformas baseadas em nuvem possuem característica de sincronicidade da inteligência de forma distribuída.

Neste caso, o processo de interação usuário-robô inicia-se a partir da pergunta realizada pelo estudante. Com o uso do PLN e a AI, a interação assemelha-se a conversação entre humanos, e neste caso o *chatbot* processa as respostas para o atendimento ao estudante.

A partir da necessidade de escolher a plataforma mais adequada, entre as diversas plataformas para o desenvolvimento de *chatbot*, foi realizada uma pesquisa entre as principais opções disponíveis para identificar, analisar e eleger a que melhor atendesse os

---

<sup>11</sup>[http://www.conpet.gov.br/portal/conpet/pt\\_br/pagina\\_inicial.shtml](http://www.conpet.gov.br/portal/conpet/pt_br/pagina_inicial.shtml)

critérios propostos; I. suporte a mensagens de texto; II. multiplataforma; III. livre.

A Tabela 11 apresenta as principais plataformas para o desenvolvimento de *chatbots* e suas características.

Tabela 11: Comparação entre as principais plataformas de desenvolvimento de *chatbot*.

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

O *IBM Watson*<sup>12</sup> é um processador de análise de dados que usa o PLN, é capaz de analisar grandes repositórios de registros para processar e responder questões elaboradas pelos humanos, geralmente, em uma fração de segundo. Conforme novas referências são inseridas em seu repositório, ele usa aprendizado de máquina para continuar a ampliar seu conhecimento e percepção dos temas que ele é capaz de responder. O *Watson* é utilizado em vários setores, tais como: em áreas de aplicativos especializados, como segurança cibernética. Por meio de sua plataforma cognitiva, *IBM Cloud*<sup>13</sup> são oferecidos serviços computacionais cognitivos para desenvolvimento de aplicações inteligentes, tornando-se uma opção viável para empresas e instituições.

### 2.6.1 *Watson Assistant*

O *Watson Assistant* é um dos serviços disponíveis na *IBM Cloud*, para o desenvolvimento de *chatbot* integrados à IA, com interfaces conversacionais para qualquer canal, incluindo aplicativos móveis, ferramentas de atendimento ao cliente, sites e *smartphones* (Rosa et al., 2017). Possui suporte para mais de treze idiomas, permitindo que os usuários se comuniquem com mais eficácia e alcancem um público global mais amplo. Ainda é

<sup>12</sup><https://www.ibm.com/us-en/?lnk=m>

<sup>13</sup><https://cloud.ibm.com>

possível armazenar conversas e aprender como personalizar ainda mais a experiência de interação do assistente virtual. Com o passar do tempo, as conversas armazenadas pelo *Watson* podem se tornar um repositório de dados relacionados às preferências e modos de engajamento do estudante.

### 2.6.1.1 Arquitetura

Os usuários interagem com o assistente por meio de uma ou mais interfaces integradas, o fluxo da interação acompanha as seguintes etapas:

- um *chatbot* publicado em uma plataforma de mensagens de mídia social, como o *Slack* ou o *Facebook Messenger*;
- uma interface do assistente é hospedada na *IBM Cloud*;
- O assistente recebe a entrada do usuário e a encaminha para a habilidade de diálogo;
- a habilidade de diálogo interpreta a entrada do usuário e, em seguida, direciona o fluxo da conversa. A *skill* reúne todas as informações necessárias para responder ou executar uma transação em nome do usuário.

A arquitetura do *Watson Assistant* pode ser visto na figura 13 a seguir.

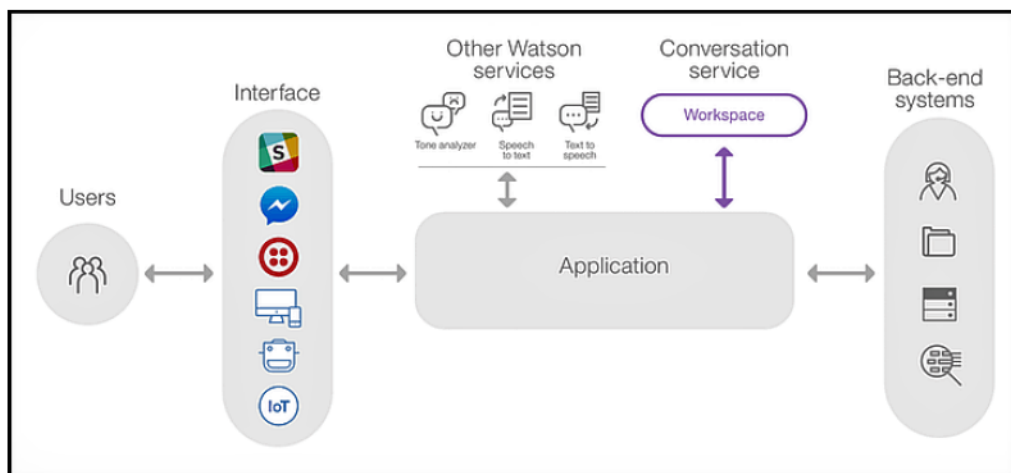


Figura 13: Visão geral da arquitetura do *Watson Assistant*.

Fonte: IBM Cloud<sup>14</sup>

O serviço integra a arquitetura necessária para o trabalho dessa pesquisa, pois possui base de conhecimento, executa PLN, hospeda a aplicação e sua interface de comunicação e de interação no *Facebook Messenger*.

Observando os critérios propostos e as características individuais de cada plataforma analisada, o *Watson* demonstrou ser robusto, oferece um plano livre<sup>15</sup>, é autônomo de codificação e combina classificação de intenção PLN, detecção de entidade e gestão de

<sup>15</sup>*Watson Assistant*: <https://console.bluemix.net/catalog/services/watson-Assistant>

conversa em *script*<sup>16</sup>. Além disso, a plataforma é de fácil usabilidade e possui uma ampla compatibilidade com as principais plataformas de mensagens atuais, alguns dos seus principais destaques são:

- Intenção baseada em Inteligência Artificial e reconhecimento de Entidade;
- Recomendações de Sinônimo de Entidade;
- Edição visual dos Diálogos, com tipos de resposta simples (texto, opções, imagens etc.);
- Conteúdos Pré-construídos disponíveis;
- Painel de controle do *Google Analytics*<sup>17</sup> com sete dias de armazenamento;
- 5 habilidades de diálogo, cada um com 100 nós de diálogo;
- Nuvem pública compartilhada.

## 2.7 Chatbots no Contexto Educacional

A utilização de *chatbot* capazes de realizar atendimento automático aos estudantes 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.

Segundo (Kojouharov, 2017), a única maneira de construir um *chatbot* inteligente é desenvolvendo um modelo gerador de respostas em um domínio de conversação aberto, como pode ser visto na figura 14 a seguir: os domínios de conversação do assistente virtual como aberto ou fechado.

O domínio compreendido pelo assistente virtual no contexto de aprendizagem é composto pelo conjunto de perguntas mais frequentes referente ao uso do AVA FURG. Um *chatbot* em um domínio de conversação fechado, compreende um número limitado de perguntas sobre um determinado domínio, enquanto que um *chatbot* num domínio de conversação aberto deve ser capaz de compreender qualquer pergunta ou entrada dada pelo usuário.

No domínio de geração de respostas, um *chatbot* pode apresentar duas abordagens: (I) baseado em recuperação: o *chatbot* usará um repositório de dados pré-definidos, respostas e algum tipo de parâmetro para escolher a resposta mais apropriada com base na entrada e no contexto. O parâmetro pode ser simples, como em uma expressão baseada em regras

<sup>16</sup>Um scripting ou linguagem de script é uma linguagem de programação que suporta scripts, programas escritos para um sistema de tempo de execução especial que automatiza a execução de tarefas que poderiam alternativamente ser executadas uma por vez por um operador humano.

<sup>17</sup>Google Analytics: <https://www.conversion.com.br/google-Analytics/>

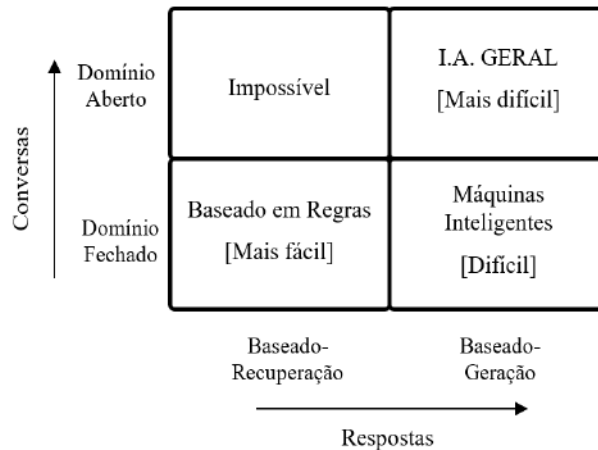


Figura 14: *Framework* de conversação para assistente virtual.  
Fonte: adaptada de Kojouharov (2017)

ou complexa, como em um conjunto de classificadores de aprendizado de máquinas (*Machine Learning*). De qualquer forma, esses *chatbot* não geram nova *string*, eles apenas selecionam uma resposta em um conjunto fixo (Kojouharov, 2017).

Os bots geradores são os mais complexos de serem desenvolvidos, pois não utilizam respostas pré-definidas, geram novas respostas a partir de modelos. Os modelos geradores são tipicamente baseados em tradução automática de linguagem (*Machine Translation*), mas em vez de traduzir de uma linguagem para outra, a tradução é realizada de uma entrada para uma saída ou resposta.

Nessa perspectiva, (Allison, 2012) sugere um bot para atendimento em biblioteca com a premissa de que o assistente virtual oferece uma experiência mais interativa ao estudante. Com o objetivo de diversificar a aprendizagem, (Rosa et al., 2017) apresenta uma metodologia de ensino baseada em mundos virtuais 3D onde um bot é usado para interagir com os estudantes sobre conceitos básicos da área de teste de *software*.

Para (Allison, 2012), os resultados mostraram que uma construção do conhecimento e interação entre as pessoas no mundo virtual contribui para a diminuição do isolamento e da solidão do indivíduo. Assim como, (Petrobrás, 2008), que desenvolveu um importante *chatbot* para conscientização do uso racional de energias.

O robô explana sobre assuntos ligados ao uso racional de energia, derivados de petróleo, meio ambiente, gás natural e ainda dá dicas de economia, qualidade do ar, biocombustíveis, programas educacionais, fontes alternativas de energia e outros temas. Para dar suporte no ensino em uma disciplina de nível superior, (Primo, 1998) implementa a prototipação de um bot como um método de ensino, em sala de aula, para alunos do curso de Sistemas de Informação.

Os resultados obtidos demonstraram ganhos na aprendizagem e um maior engajamento dos alunos que participaram ativamente da construção do bot. Em muitos trabalhos os bots possibilitam a coleta e o armazenamento, em Bases de Dados, das informações

trocadas com os estudantes para potenciais consultas na forma de relatórios ou para serem analisadas nas tomadas de decisão (Asher, 2017).

De forma semelhante, (Procter et al., 2018) sugere um *framework* multiagente - *chatbot* - para efetuar intervenções baseadas em regras, com o propósito de melhorar o engajamento dos estudantes de ensino superior. Com base nos registros das conversas anteriores, foi possível detectar e classificar o comportamento dos alunos, os resultados sugerem que a detecção de comportamentos foi precisa.

Entre as ações destes cursos em relação ao atendimento ao estudante citam-se: o esclarecimento de dúvidas de caráter acadêmico, administrativo, orientações sobre os cursos e suas ferramentas pedagógicas. Frente ao surgimento constante de demandas de atendimento ao estudante em plataformas de ensino, se faz necessário repensar processos para o aperfeiçoamento na interação com o estudante nestes ambientes (Gheith et al., 2016).

Este capítulo apresentou a revisão sistemática da literatura relevante ao presente trabalho, foi discorrido sobre os AVAs e sua importância para o ensino superior no Brasil, introduziram-se os conceitos teóricos das redes neurais artificiais e uma abordagem sobre as redes neurais recorrentes e sua importância para desenvolver aplicações computacionais inteligentes. Posteriormente foram denotados os *chatbots* cognitivos e sua contribuição para a inovação da comunicação, no final, referiu-se sobre os trabalhos relacionados com *chatbots* no contexto educacional.

### 3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo são exibidos os materiais e o métodos utilizados para o desenvolvimento de um assistente virtual integrado ao AVA FURG. A figura 15 exhibe os procedimentos metodológicos utilizadas para o desenvolvimento e implantação do *chatbot* no AVA FURG.

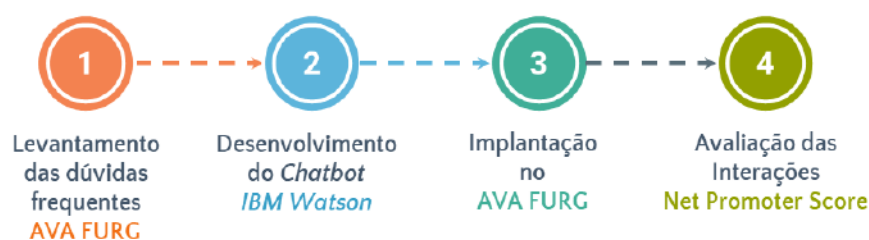


Figura 15: Procedimentos metodológicos para implantação do *chatbot* no AVA FURG  
Fonte: autor

Para responder as perguntas de pesquisa, foi desenvolvido e incluído no ambiente virtual de aprendizagem, um *chatbot* como apoio virtual ao uso das ferramentas do AVA como apresentado no capítulo 2. As seções que compõem este capítulo descrevem o ambiente virtual de aprendizagem AVA FURG (3.1), o assistente virtual proposto (3.2), o experimento de interação no ambiente virtual e a definição de um modelo classificador das intenções, por meio de Redes Neurais Recorrentes (RNR) ou, como é amplamente conhecida, *Recurrent Neural Network - RNN*).

#### 3.1 Ambiente Virtual de Aprendizagem - AVA FURG

O ambiente AVA FURG proporciona a criação de salas de aula virtuais como apoio ao processo de ensino-aprendizagem para os cursos oferecidos pela Instituição. Entre as ações destes cursos em relação ao atendimento ao estudante citam-se: esclarecimento de dúvidas sobre procedimentos e conteúdos, e orientações relacionadas aos cursos e tarefas. Frente ao surgimento constante de demandas de atendimento ao estudante em plataformas de ensino, se faz necessário repensar processos para o aperfeiçoamento na interação com o estudante nestes ambientes (Gheith et al., 2016).

Em um levantamento realizado na Secretaria de Educação a Distância (SEaD/FURG)<sup>1</sup> foram coletados os registros dos atendimentos realizados entre os anos de 2015, quando iniciaram-se os atendimentos por meio do Sistemas FURG, até o ano de 2018, na qual a coleta foi delimitada. Obteve-se informações sobre as perguntas mais frequentes realizadas pelos estudantes nos 22 cursos na modalidade a distância oferecidos pela FURG. As informações foram coletadas pelo Setor de Tecnologia da Informação (STI) da SEaD, responsável pelo atendimento de dúvidas do estudante sobre o AVA FURG. A figura 16, a seguir exibe o número de atendimentos realizados, separados por modalidade.

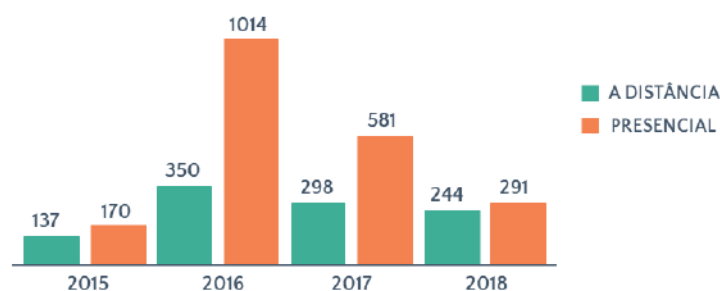


Figura 16: Número de atendimentos por modalidade: 20015-2018.

Fonte: autor

Os registros revelaram o aumento de 78, 10% no atendimento para a modalidade presencial e o crescimento de 71, 17% nos atendimentos para a modalidade a distância, somados, os percentuais se aproximam de 150, 00%, logo foi possível perceber o significativo aumento nos atendimentos para o uso do AVA FURG nos últimos anos.

## 3.2 Assistente Virtual Proposto

Este capítulo apresenta a sugestão de um arquétipo de um *chatbot* sugerido para interagir com estudantes por meio de mensagens de texto para apoiar o atendimento aos estudantes no uso do AVA FURG.

### 3.2.1 Arquitetura

Para implantar o assistente virtual no AVA FURG foi definida uma arquitetura formada por: I. tecnologias que ofereçam acesso simultâneo, a distância e alta disponibilidade ao *chatbot*, ou seja, que permitam acesso em tempo integral aos estudantes; II. uma aplicação responsável pela análise e Processamento da Linguagem Natural das mensagens enviadas e recebidas; III. uma base de conhecimento acumulada encarregada pelo armazenamento de toda informação inerente ao domínio de conhecimento do *chatbot*. Os estudantes interagem com o *chatbot* por meio de uma interface, que pode ser desenvolvida, ou utilizar interfaces prontas, como os serviços de mensagens de mídia social.

<sup>1</sup><https://sead.furg.br/>



A fim de automatizar o atendimento ao estudante, foi proposto a aplicação de um *chatbot*, dotado de Inteligência Artificial, a partir da plataforma de serviços cognitivos da IBM no intuito de melhorar a experiência de uso dos estudantes, oferecendo-lhes respostas rápidas e assertivas no contexto dos assuntos estabelecidos.

Na arquitetura proposta o estudante tem acesso a interface web AVA FURG, por meio de um computador ou dispositivos mobile, além de que o AVA agrega o uso de tecnologias como, HTML, CSS, JavaScript e PHP. A aplicação fica hospedada na IBM *Cloud*, tornando-se um serviço totalmente web, uma base de conhecimento foi gerada “*Knowledge Data-Watson*”. Para responder as perguntas dos estudantes, o *chatbot* utiliza a “*Watson API* <sup>2</sup>” para integrar ao canal escolhido, nesse caso o *Facebook Messenger*. A figura 17, a seguir ilustra, a arquitetura proposta para o desenvolvimento do *chatbot*.

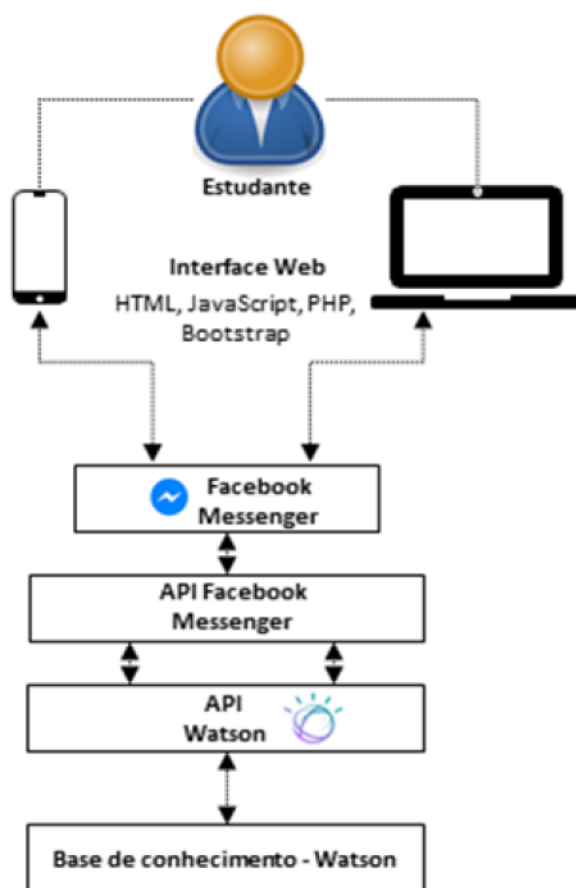


Figura 17: Arquitetura do assistente proposto.

Fonte: autor

<sup>2</sup>Uma *API (Application Programming Interface)* é um conjunto de características e regras existentes em uma aplicação que possibilitam interações com essa através de um software - ao contrário de uma interface de usuário humana. A *API* pode ser entendida como um simples contrato entre a aplicação que a fornece e outros itens, como outros componentes, ou software de terceiros. Disponível em: <https://developer.mozilla.org/pt-BR/docs/Glossario/API>

### 3.2.2 Base de Conhecimento

A base de conhecimento do *chatbot* é o conjunto de regras referentes ao domínio do tema, as perguntas e suas respostas para as dúvidas mais comuns interpeladas pelos estudantes. O sistema de AI permite reconhecer palavras ou frases na mensagem de seu interlocutor para processar a melhor resposta baseado no conjunto de regras e respostas.

O conjunto de intenções (Tabela 17 no apêndice) e de entidades (Tabela 13) utilizadas para a composição da base, neste caso perguntas/respostas e expressões sinônimas, foram extraídas da documentação oficial do *Moodle.org*<sup>3</sup>, em sua versão 2.6.3, em concordância com o versionamento do AVA FURG. As respostas às intenções foram cadastradas manualmente e ao final foi executado o treinamento do assistente, para relacionar as perguntas com suas respostas. Por exemplo, a partir da sentença **“Envio de arquivo”**, o *chatbot* percebe e identifica a intenção do estudante: *enviar um arquivo para AVA FURG*, em seguida ele responde a solicitação mais adequada com a intenção do estudante. Ao final do atendimento, o fluxo para o reinício do atendimento é disparado e o *chatbot* se oferece para auxiliar em mais alguma dúvida com a seguinte pergunta **“Posso te ajudar em algo mais?”**, se o estudante responder **“não”**, o fluxo de encerramento da conversação é ativado e o *chatbot* envia a mensagem **“A qualquer momento, pode me chamar”** o que possibilita reiniciar um novo atendimento. A figura 18 exibe o fluxo básico de interação com o assistente virtual.

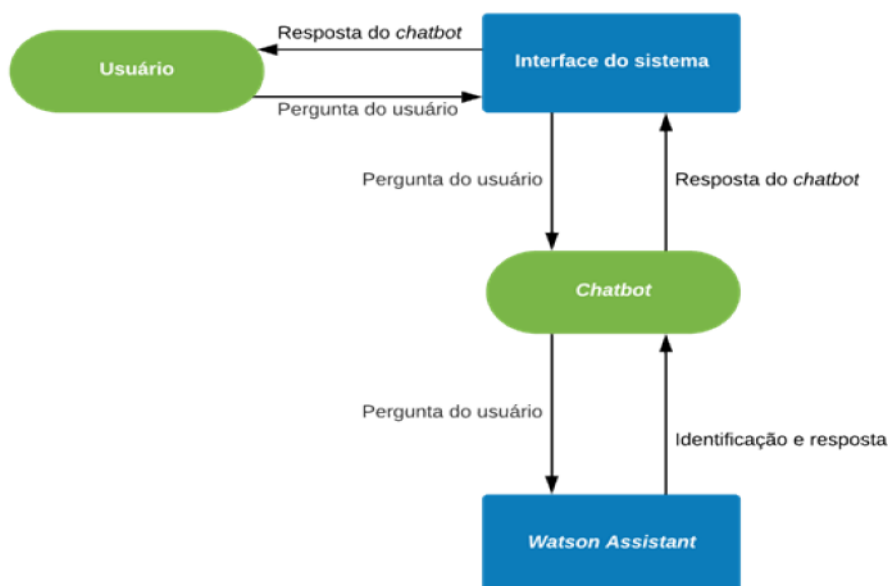


Figura 18: Visão geral do fluxo de interação com o assistente virtual.

Fonte: autor

<sup>3</sup><https://docs.AVA FURG.org/26/en/Features>

### 3.2.3 Elaboração do Assistente Virtual

Alguns passos são necessários para a criação de um assistente virtual na plataforma IBM, primeiramente é necessário adquirir uma conta na IBM, contratar o serviço da *Watson Assistant* dentro da *IBM Cloud* e gerar as *Skills*, ambiente de trabalho para atribuir cognição ao *chatbot*. A figura 19 mostra conjunto de serviços disponíveis na *IBM Cloud*, foi selecionada a categoria *A.I. (Artificial Inteligencie)* onde encontra-se a aplicação *Watson Assistant* para o desenvolvimento do *chatbot*.

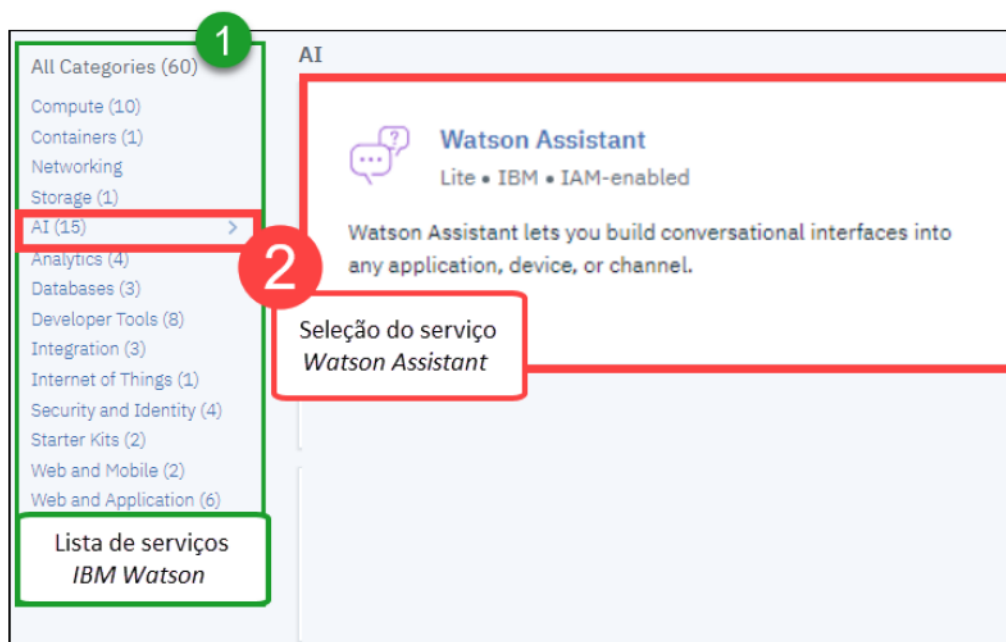


Figura 19: Conjunto de serviços cognitivos.

Fonte: autor

### 3.2.4 Skills

Uma *skill* é um *contêiner* que possui a qualificação de diálogo para atribuir inteligência artificial ao assistente (*chatbot*), ou seja, é o conjunto da base de conhecimento e a lógica atribuída ao *chatbot*. A qualificação de diálogo contém os dados de treinamento e a lógica que permite que um assistente ajude um usuário. O processo de criação de habilidades compreendem as seguinte etapas: (I) definir o contêiner do diálogo (II) elaborar as intenções (III) determinar as entidades (IV) compor os diálogos. As etapas são apresentadas na figura 20.



Figura 20: Processo para implementar as habilidades do assistente virtual.

Fonte: autor

A Tabela 12 exhibe as etapas que fazem parte do processo de criação das habilidades e

suas características.

Tabela 12: Etapas da implementação das habilidades

# Tarefa	Ação	Referência
1	Definir habilidades	Habilita o <i>chatbot</i> com inteligência artificial para interagir com o estudante
2	Criar intenções	Define a ação a ser executada, como enviar uma tarefa, encontrar uma disciplina.
3	Determinar entidades	É uma classe de objeto na qual a ação deve ser executada, como enviar uma tarefa.
4	Compor diálogos	Relaciona as intenções e entidades para interagir com um usuário do aplicativo.

Ao acessar a *skill* é possível visualizar as três principais opções do *Watson*: *Build*, *Deploy* e *Improve*, detalhadas em seguida.

**Build:** é responsável pela cognição do *chatbot*, ensinando-o como entender e dialogar com o usuário. O ensino do *chatbot* é feito através das opções: *Intents*, *Entities*, *Dialog* e *Content Catalog*.

**Deploy:** é o módulo encarregado por adicionar ou vincular as *skills* aos *assistants* (assistentes virtuais).

**Improve:** exibe relatório com informações sobre o uso do *chatbot* e sua efetividade, através de gráficos e números.

**Intent (ou Intenção):** seu objetivo é analisar as frases/sentenças ou palavras elaboradas pelos estudantes e entender qual é o propósito da pergunta, ou seja, "O que o estudante objetiva com essa pergunta?". Ao reconhecer a intenção expressa por um estudante, o *chatbot* pode escolher o fluxo de diálogo correto para responder a ele.

É possível armazenar frases de exemplo para poder analisar diferentes frases, não pelas palavras chaves, e sim pelo contexto em que estão inseridas.

**Entity (ou Entidade):** representam informações de entrada do estudante que são relevantes para o propósito do estudante. Podem representar verbos (a ação expressa na pergunta), ou representar substantivos (o objeto ou o contexto dessa ação). Por exemplo, quando a intenção é obter uma previsão do tempo, as entidades de local e data relevantes são necessárias para que o aplicativo possa retornar uma previsão precisa.

**Dialog (ou Diálogo):** neste ponto se forma toda a árvore decisão do *chatbot* e a relação entre a intenção com a entidade (se houver), e todo o fluxo de diálogo é constituído.

**Content Catalog:** módulo com Intenções já catalogadas no IBM e prontas para serem usadas de acordo com uma variedade de regras de negócio, caso seja necessário, basta escolher a que melhor se encaixa para clicar em "*Add to Skill*".

### 3.2.5 Treinamento

O treinamento do *chatbot* foi realizado observando o contexto fechado dos assuntos definidos inicialmente, para que fosse possível repetir as perguntas das conversações que não obtiveram respostas corretas.

### A) Intenções:

Para que o *chatbot* consiga entender e responder às interações com o estudante é indispensável atribuir o conhecimento necessário a ele. O primeiro passo na construção do *chatbot* foi treiná-lo para reconhecer a "intenção"(pergunta ou o objetivo) de um estudante: "como pagar uma fatura?", ou "consultar meu saldo" e, etc. Para capacitar o *chatbot*, são armazenados apenas alguns exemplos de possíveis perguntas que o estudante poderá fazer sobre determinado assunto. Para cada intenção é atribuído um nível de confiança independente, isso evita a ocorrência de conflitos entre várias intenções de serem detectada em uma única entrada do usuário e, nesse caso, pode não retornar resposta.

Se a intenção tiver uma pontuação de confiança baixa (menor que 0,2), ela é adicionada à base de conhecimento, mas quaisquer diálogos que referenciam essa intenção não serão acionados. Nesses casos, é recomendável repetir o processo de treinamento para aperfeiçoar o nível de confiança. As intenções geradas para a desenvolvimento do *chatbot* estão listadas na Tabela 24 (no apêndice).

A figura 21 apresenta o painel de configuração das intenções que o *chatbot* foi treinado para reconhecer. No item 1 é atribuído um nome ao nodo relacionado ao contexto gerado, nesse caso o nome da Intenção é: **#enviar\_tarefa**. O item 2 mostra alguns exemplos de possíveis perguntas dos estudantes ("Como envio tarefa", "enviar tarefa" e "tarefa").



The image shows a configuration interface for chatbot intents. It is divided into two main sections, each with a red circle containing a number. The first section, labeled 'Intent name' with a red circle containing '1', has a text input field containing the text '#enviar\_tarefa'. The second section, labeled 'User examples' with a red circle containing '2', has three text input fields containing the text 'Como envio tarefa', 'enviar tarefa', and 'tarefa'.

Figura 21: Módulo de geração das intenções.

Fonte: autor

### B) Entidades:

É possível treinar a qualificação do *chatbot* para reconhecer entidades geradas, fornecendo valores aos termos da entidade e seus sinônimos, padrões da entidade ou identificando o contexto no qual uma entidade é tipicamente usada em uma frase. A figura 22 ilustra o exemplo de uma implementação de uma interação com o *chatbot*.

#### Exemplo de implementação:

1 - **Entrada do usuário:** "Não consigo enviar tarefa no moodle"

O bot identifica os seguintes itens de entrada:

2 - **Intenção:** #Enviar\_tarefa

3 - **Entidade:** a palavra "tarefa" faz menção a entidade @Tarefa

4 - **Resposta do bot.**

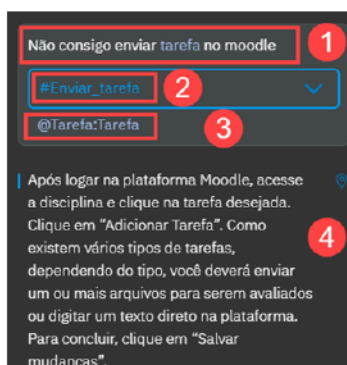


Figura 22: Exemplo de uma interação.

Fonte: autor

Conforme as informações vão sendo incluídas, a qualificação usa esses dados exclusivos para construir um modelo de aprendizado de máquina que possa reconhecer essas entradas do usuário e semelhantes. Cada vez que se inclui ou muda os dados de treinamento, o processo de treinamento é acionado para assegurar que o modelo subjacente permaneça atualizado e que os tópicos de discussão mudem. A Tabela 13 mostra as entidades criadas.

Tabela 13: Coleção das entidades do assistente virtual

#	Entidade
1	Acessar disciplina
2	Arquivos
3	Atendimento
4	Atividades
5	Cadastro
6	Cursos
7	Disciplinas
8	<i>Download</i>
9	E-mail
10	Localizar
11	Mensagem
12	Notas
13	Perfil
14	Primeiro acesso
15	Redefinir senha
16	Resposta
17	Saudação
18	Suporte Sistemas Furg
19	Tarefa

### C) Diálogo:

O próximo passo é desenvolver o cenário de pergunta e resposta para o *chatbot*, chamado de "Diálogo". Dessa forma, o *chatbot* aprenderá a reconhecer a intenção do estudante e responderá de acordo com uma resposta previamente definida. A figura 23, exibe a configuração de um diálogo que consiste em relacionar uma intenção do estudante (item 2 - **#enviar\_tarefa**) com uma possível resposta do *chatbot* (item 3).

The image shows a configuration interface for a chatbot node. It is divided into three sections, each marked with a red circle containing a number:

- 1 Node name:** A text input field containing "Envio de tarefas".
- 2 If the virtual assistant recognizes:** A dropdown menu with the selected option "#enviar\_tarefa".
- 3 Then respond with:** A text input field containing the response "a correspondente. Para formalizar sua entrega, clique em Salvar mudanças."

Figura 23: Configuração da intenção do assistente virtual.

Fonte: autor

#### D) Execução do treinamento:

O último passo do treinamento do assistente virtual é executar o processamento do treinamento e aguardar seu término, o tempo gasto vai depender da quantidade do “Diálogo” criado. Ao final, o assistente virtual já pode ser testado.

A figura 24 mostra as intenções e as respostas criadas no diálogo, nesta etapa o assistente virtual foi treinado, em seguida, podem ser realizadas interações com o assistente virtual.

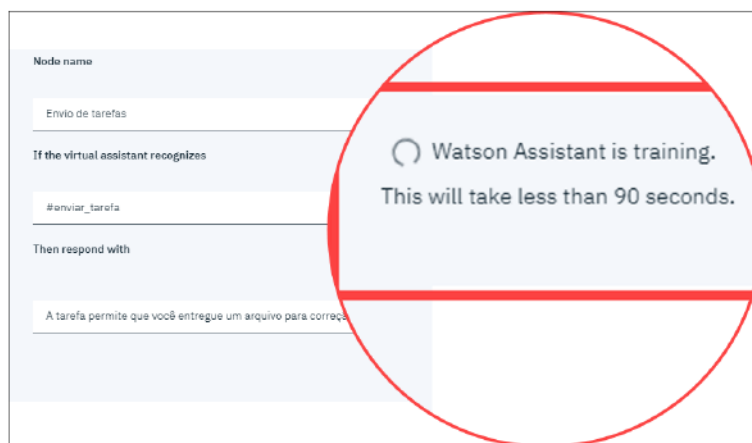


Figura 24: Treinamento do assistente virtual.

Fonte: autor

### 3.2.6 Integração do Assistente Virtual

De acordo com (Salgado and Lóscio, 2001, p. 3):

O objetivo de um sistema de integração de dados é oferecer aos usuários uma interface uniforme de acesso à diferentes fontes de dados, de forma que os usuários definam consultas especificando “o que” se deseja saber e o sistema determine “onde” a informação pode ser encontrada e, em seguida, apresente as respostas para as consultas do usuário.

Nessa perspectiva foi desenvolvida uma *API* para conectar o *chatbot* com o AVA FURG, as seguintes etapas foram necessárias para a realizar a integração do assistente virtual:

- **Etapa 1:** Gerar a *API* para o assistente virtual no *Facebook*, para obter o *Token* de acesso ao aplicativo, esse é responsável por fornecer permissão para *API* do *Watson* para ler, escrever ou modificar os dados da página do assistente virtual. A figura 25 mostra a *API* criada.



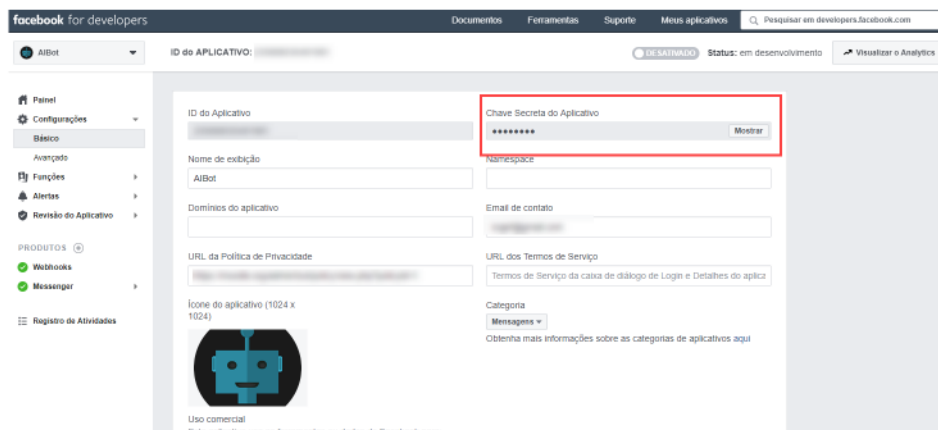


Figura 25: API do Facebook para integração do assistente ao AVA.

Fonte: autor

- **Etapa 2:** Conectar o assistente virtual ao *Facebook Messenger* por meio do *Token* de acesso à página, gerado na criação da API descrita na etapa 1. O *token* de acesso à página é necessário para modificar possibilitar acesso as configurações do aplicativo. É gerado usando uma credencial acordada previamente entre o assistente virtual e o *Facebook*, e é então usado durante as chamadas que alteram as configurações de todo o aplicativo, atua por meio de uma chamada de servidor para servidor. A figura 26 mostra o painel de configuração do *token*.

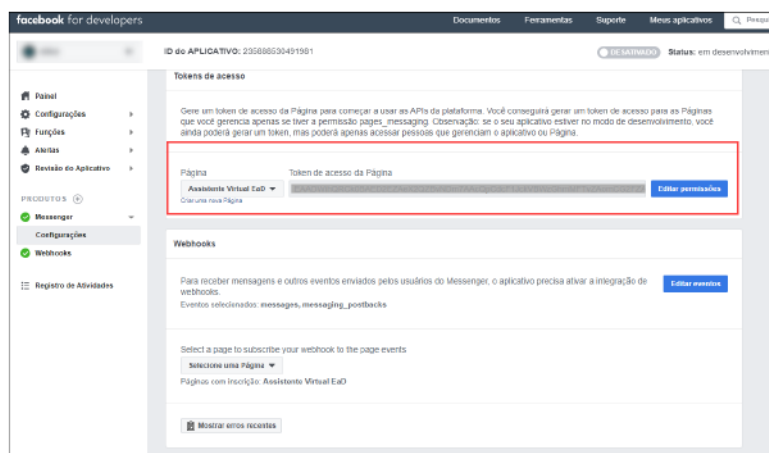


Figura 26: Token de acesso.

Fonte: autor

**URL de retorno de chamada gerado-Webhook:** É o endereço de retorno que permite ao assistente virtual, receber as notificações HTTP em tempo, de alterações em objetos. A Plataforma do *Messenger* envia eventos para o *webhook* do assistente virtual para notificá-lo quando as interações ocorrem. Os eventos do *Webhook* são enviados como solicitações do tipo *POST*.

- **Etapa 3:** Inserir o assistente virtual no AVA FURG: A interface de interação, do assistente virtual com os estudantes do ambiente virtual, foi disponibilizada utilizado

o *Script* gerado pela *API* do assistente virtual e foi adicionado ao código *HTML* da página do *AVA* para promover a interação com os estudantes dos vários cursos *EaD* existentes na *FURG*. A figura 27 mostra o código da *API* na linguagem *javascript* para o funcionamento do *chatbot* no *AVA FURG*.

```

<script type="text/javascript"> // 
window.fbMessengerPlugins = window.fbMessengerPlugins || {
  init: function () {
    FB.init({
      appId      : '...',
      autoLogAppEvents : true,
      xfbml      : true,
      version    : 'v3.0'
    });
  }, callable: []
};
window.fbAsyncInit = window.fbAsyncInit || function () {
  window.fbMessengerPlugins.callable.forEach(function (item) { item(); });
  window.fbMessengerPlugins.init();
};
setTimeout(function () {
  (function (d, s, id) {
    var js, fjs = d.getElementsByTagName(s)[0];
    if (d.getElementById(id)) { return; }
    js = d.createElement(s);
    js.id = id;
    js.src = "//connect.facebook.net/pt_PT/sdk/xfbml.customerchat.js";
    fjs.parentNode.insertBefore(js, fjs);
  })(document, 'script', 'facebook-jssdk');
}, 0);
// ]&gt;&lt;/script&gt;
&lt;/p&gt;
&lt;div class="fb-customerchat"
  page_id="..."
  ref=" "
  theme_color=" "
  logged_in_greeting="Olá, em que posso ajudá-lo?"
</pre>
</div>
<div data-bbox="274 487 721 505" data-label="Caption">
<p>Figura 27: <i>API</i> de integração o <i>chatbot</i> ao <i>AVA FURG</i>.</p>
</div>
<div data-bbox="442 505 549 521" data-label="Text">
<p>Fonte: autor</p>
</div>
<div data-bbox="138 544 860 583" data-label="Text">
<p>A integração do <i>chatbot</i> ao <i>AVA Furg</i> é realizada incorporando o código da <i>API</i> ao código <i>HTML</i> do <i>AVA</i>. A figura 28 a seguir, ilustra o procedimento de integração.</p>
</div>
<div data-bbox="305 594 684 876" data-label="Image">
<img alt="Screenshot of the AVA FURG interface showing the 'Restaurar' menu. A red circle with the number '1' and an arrow points to the 'HTML' option in the list. The list includes options like 'Alimentadores RSS remotos', 'Andamento do curso', 'Atividade recente', 'Atividades', 'Auto-completar', 'Comentários', 'Cursos', 'Descrição do curso/site', 'Entrada aleatória do glossário', 'Entradas recentes no blog', 'Favoritos do administrador', 'HTML', 'Localizador da comunidade', 'Menu do blog', 'Menu Principal', 'Meus arquivos privados', 'Meus últimos badges', 'Participantes', and 'Pesquisar nos Fóruns'. There are also search and filter buttons on the right side of the menu."/>
</div>
<div data-bbox="276 887 718 905" data-label="Caption">
<p>Figura 28: Criação do módulo <i>HTML</i> no <i>AVA FURG</i>.</p>
</div>
<div data-bbox="442 904 549 921" data-label="Text">
<p>Fonte: autor</p>
</div>
```

Em seguida, o modo de edição do código fonte é ativado, como mostra a figura 29, a seguir.

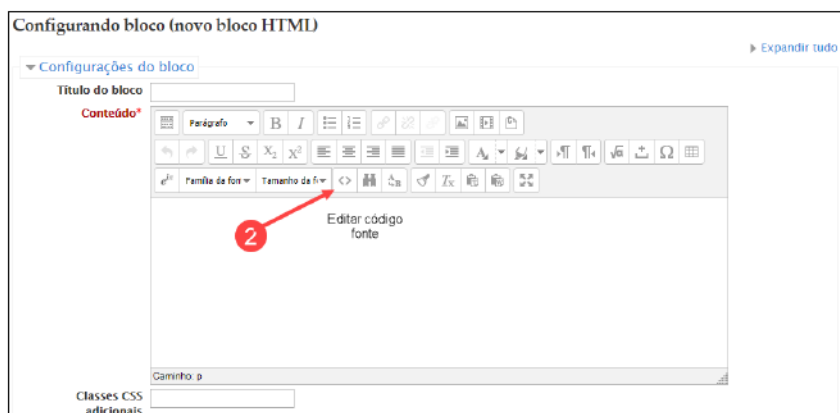


Figura 29: Edição do código fonte do módulo *HTML*.  
Fonte: autor

Por fim, o código da API deve ser inserido no módulo *HTML*, como mostra a figura 30, a seguir.

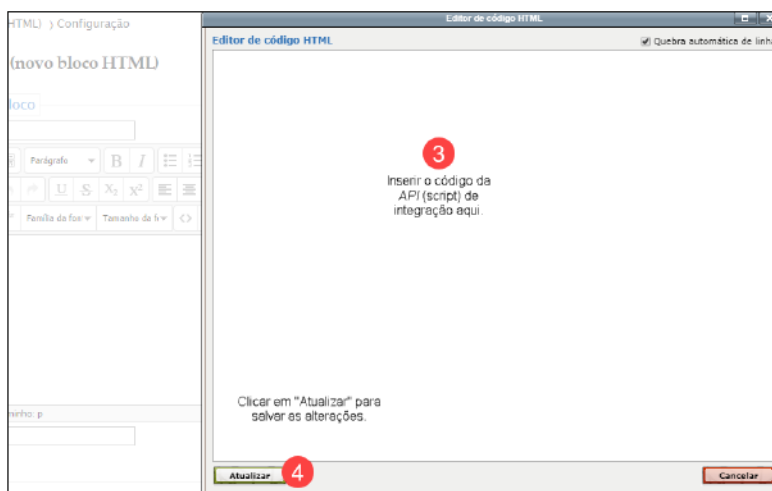


Figura 30: Inserção do código da API no módulo *HTML* do AVA FURG.  
Fonte: autor

Concluídas as configurações, o *chatbot* estará disponível para interação no AVA FURG, sua interface de interação é mostrada a figura 31, a seguir.

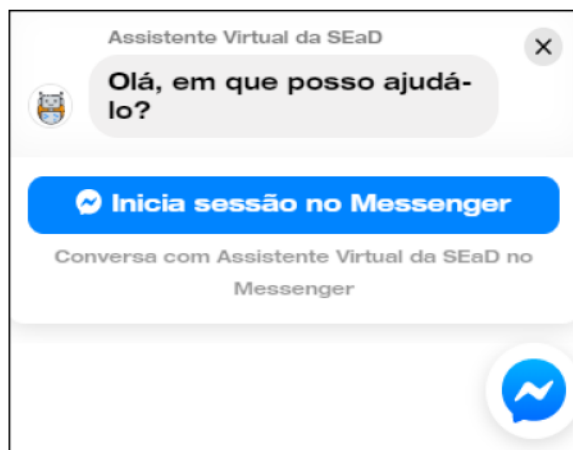


Figura 31: *chatbot* integrado ao AVA FURG.  
Fonte: autor

A próxima seção abordará os detalhes do modelo classificador proposto, utilizando as Redes Neurais Artificiais Recorrentes (*RNN*).

### 3.3 Modelo classificador de intenções

Esta seção descreve o projeto de uma Rede Neural Recorrente (*RNN*), sua arquitetura, topologia e algoritmo utilizado.

#### 3.3.1 Processo de classificação

Segundo (Maheshwari, 2019), um modelo de classificação de textos, em geral, é composto pelas seguintes etapas:

- **Treinamento:** documentos e/ou textos são utilizados na entrada da rede neural para o modelo de aprendizado supervisionado ser capaz de aprender e prever a classe ao qual pertence;
- **Vetor de recurso:** é um vetor que contém as informações que descrevem as características dos dados de entrada;
- **Marcadores:** são as categorias/classes pré-definidas que o modelo irá prever;
- **Algoritmo de *Machine Learning*:** é o algoritmo pelo qual o modelo é capaz de lidar com a classificação de textos;
- **Modelo Preditivo:** é o modelo treinado no conjunto de dados históricos que pode executar previsões de rótulos.

A figura 32 a seguir ilustra as principais etapas existentes no processo de classificação de textos.

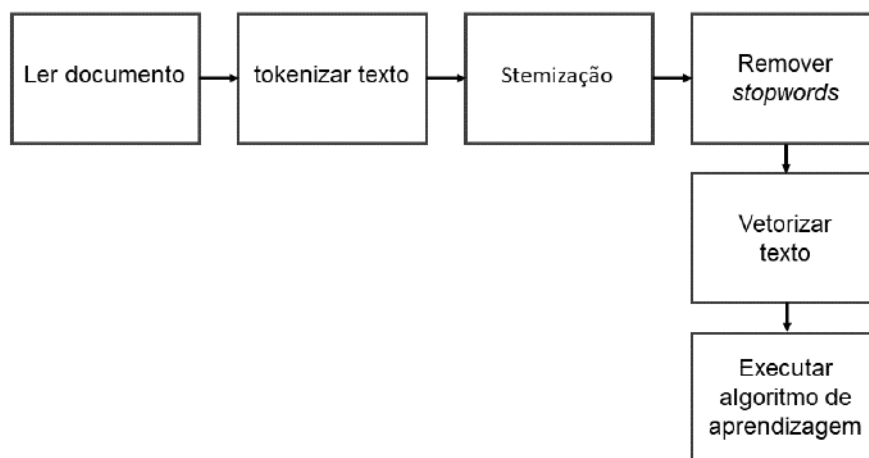


Figura 32: Principais etapas em um processo de classificação de textos.

Fonte: autor

No esforço de reduzir as falhas das interações do assistente virtual com os estudantes, uma arquitetura de redes neurais artificiais é sugerida como um classificador das intenções dos usuários de acordo com sua categoria. O experimento é um empenho em demonstrar se uma RNA pode ser utilizada para classificar intenções (dos usuários) por categorias (contexto) de forma eficiente e posteriormente ser utilizada para generalização para intenções de outros temas.

### 3.3.1.1 Dataset

Foi utilizado o conjunto de dados abertos (dataset) disponibilizado pela *Open University Learning Analytics dataset Data Set*<sup>4</sup>, formado por registros das atividades dos estudantes de ensino superior, na plataforma *on-line* de ensino. Tendo em vista que o *dataset* foi gerado a partir da base de dados de um AVA, os experimentos apresentados neste trabalho podem ser reproduzidos em outros AVAs com bases de dados semelhantes ao deste *dataset*.

O conjunto de dados possui o registro das interações de 30.000 alunos dos sete cursos selecionados, no AVA daquela instituição. O *dataset* contém 6 colunas e 6.364 observações. As duas últimas colunas do conjunto de dados foram descartadas por não serem significativas para a análise. Com isso o conjunto dispõe das variáveis *id\_site*, *code\_module*, *code\_presentation* e *activity\_type*. A Tabela 14 exhibe as partições do *dataset* para ser utilizado como treinamento e teste da rede neural.

<sup>4</sup>Disponível em: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/OpenUniversityLearning+Analyticsdataset#>

Tabela 14: Partições do *Dataset*

<b>Dataset</b>	<b>Termos</b>	<b>Tokens</b>
Treino	382.420	100
Teste	637,0	10

Para (Madsen et al., 2004), nem todas as palavras apresentadas em um documento podem ser usadas para treinar um classificador. Existem palavras sem utilidade, como verbos auxiliares, conjunções e artigos, chamadas *stopwords*. Geralmente, em um documento existem muitas dessas palavras que são removidas na etapa de pré-processamento do texto. Normalmente, o processo para a classificação de textos é composto das seguintes etapas:

I. Tokenização: realiza a análise léxica das palavras do texto e faz a separação de cada palavra ou sentença, por meio de um *token*;

II. Pré-processamento: remove as palavras que não contribuem para o processo de treinamento da rede, palavras mais frequentes (*stopwords*), como por exemplo; artigos, preposições, numerais e símbolos;

III. Extração das características: analisa, a separa e agrupa as palavras do texto de entrada por similaridade, transformando-as em um vetor de saída de inteiros;

IV. Definição do modelo da rede neural artificial: estabelece a arquitetura e a topologia da rede neural;

V. Validação da rede: submete a rede aos critérios de validação de performance.

Uma visão geral das etapas do processo de classificação das intenções é apresentada na figura 33, a seguir.

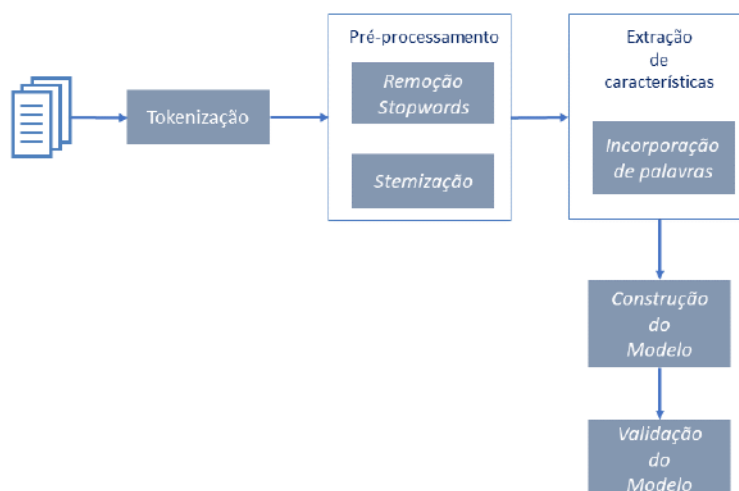


Figura 33: Estágios para classificação das intenções.  
Fonte: autor

### 3.3.1.2 Preparação dos Dados

Cada intenção contida no *dataset* foi mapeada em um domínio vetorial real, utilizando a técnica de *Word embedding* (Incorporação de palavras), amplamente empregada para trabalhar com a manipulação de textos. Nessa técnica as palavras ou frases são mapeadas para vetores de valores reais onde a similaridade entre as palavras em termos de significado são traduzidas em proximidade no espaço vetorial (Lai et al., 2015).

Para este experimento, os vetores tiveram tamanho 20 (um para cada intenção mapeada). Também foram selecionados 3000 termos mais relevantes do número total, o restante foram desconsideradas. Por fim, como o número de termos em cada revisão varia, restringimos cada revisão a 100 palavras, truncando revisões longas e preenchendo as revisões mais curtas com valores zero.

Na vetorização das intenções foi utilizada a biblioteca *Keras*<sup>5</sup>, pois oferece grande conjunto de classes e funções otimizadas para converter os termos extraídos do *dataset* em representações inteiras positivas. O conjunto de dados é composto pelos seguintes atributos: coluna *id\_site* (número de identificação do material no AVA), coluna *code\_module* (identifica em qual módulo o estudante está matriculado), coluna *code\_presentation* (consiste na apresentação do ano e mês em que um módulo tem início, a letra "B" para módulos com início a partir do mês de fevereiro e a letra "J" para os módulos com início a partir de outubro), coluna *week\_from* (define a semana em que o material estará dis-

<sup>5</sup>Biblioteca de rede neural de código aberto escrita na Linguagem *Python*. Disponível em: <http://www.keras.io>

ponível para ser usado.), a coluna *week\_to* (determina a semana limite para o material ser usado). Por fim, a coluna com o nome "*activity\_type*" será o alvo do treinamento pois ela contém as categorias das intenções registradas na plataforma de ensino. A figura 34 mostra os atributos contidos no conjunto de dados

	<i>id_site</i>	<i>code_module</i>	<i>code_presentation</i>	<i>activity_type</i>	<i>week_from</i>	<i>week_to</i>
0	546943	AAA	2013J	resource	NaN	NaN
1	546712	AAA	2013J	oucontent	NaN	NaN
2	546998	AAA	2013J	resource	NaN	NaN
3	546888	AAA	2013J	url	NaN	NaN
4	547035	AAA	2013J	resource	NaN	NaN

Figura 34: Visão geral dos atributos do *dataset*.<sup>7</sup>  
 Fonte: *Open University Learning Analytics*

### 3.3.1.3 Arquitetura Proposta

A arquitetura adotada no trabalho são as redes neurais recorrentes (*sequence-to-sequence*), seguindo o modelo de (Segatto and Coury, 2006), por apresentar a característica de memorização dos estados anteriores, que garante a recuperação dos valores anteriores no *arrays* (vetores).

Na rede de *Elman* (Jones, 2017), a camada oculta (*Hidden layer*) alimenta a camada nodo de contexto (*Context nodes*) que armazena as entradas anteriores na memória, existe um único conjunto de nodos de contexto que armazena o resultado anterior da camada oculta. A figura 35) apresenta uma visão geral da arquitetura de uma *RNN*.

<sup>7</sup>Disponível em: [https://analyse.kmi.open.ac.uk/open\\_dataset](https://analyse.kmi.open.ac.uk/open_dataset).



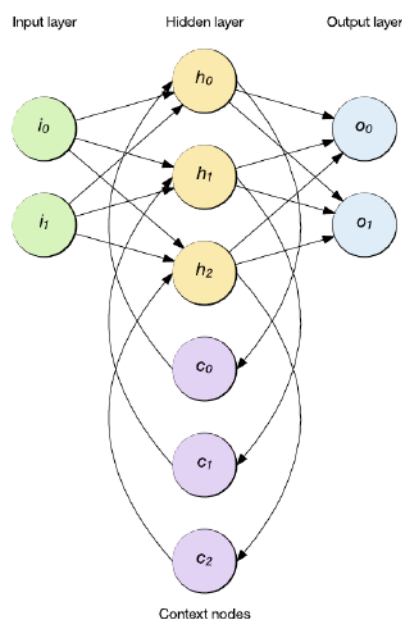


Figura 35: Topologia da Rede Neural Recorrente de *Elman*.  
Fonte: (Jones, 2017)

A primeira camada, a de entrada é formada por 20 vetores para representar as 20 intenções mais relevantes, a segunda camada oculta é composta por 14 nodos e abriga a camada *S2S*, que utiliza 100 unidades de memória de armazenamento, essa camada é a responsável por guardar o estado das séries temporais, a camada de saída gera 20 valores de saída, um para cada classe de intenção. A figura 36, a seguir apresenta uma visão geral modelo de *RNN* proposto.

ARQUITETURA	# CAMADAS	# NODOS	F. ATIVAÇÃO	F. PERDA - EQM	ALGORITMO
<i>S2S</i>	3	20/14/20	<i>Softmax</i>	<i>Cross Entropy</i>	<i>ADAM</i>

*S2S*: Arquitetura *Seq-to-seq*;  
E.Q.M.: Erro Quadrático Médio;  
*A.D.A.M.*: *Adaptive Moment Estimation Algorithm*.

Figura 36: Visão geral do modelo de *RNN* proposto.  
Fonte: autor

Também fazem parte da rede as seguintes funções: Função de ativação *softmax* que força a saída de uma rede neural a representar a probabilidade dos dados serem de uma das classes definidas. Sem ela as saídas dos neurônios são simplesmente valores numéricos onde o maior valor indica a classe vencedora.

Uma das funções de perda mais usadas é o Erro Quadrático Médio (EQM), que calcula o quadrado da diferença entre o valor real e o valor previsto. Nesse experimento foi utilizada a função *categorical\_crossentropy* para realizar essa tarefa. Por fim, o Algoritmo *Adaptive Moment Estimation Algorithm (Adam)* foi escolhido para otimização do treina-

mento, pois integra a taxa de aprendizado adaptativa e o momento. Independentemente do otimizador utilizado, calcula tanto o gradiente como também atualiza as variáveis. Em resumo, o algoritmo calcula a média ponderada exponencial do gradiente e depois, a média quadrática.

#### 3.3.1.4 Treinamento da RNN

Conforme (Torres, 2019), uma das abordagens tradicionais ao treinamento supervisionado de *RNNs* é conhecida como gradiente descendente. A cada iteração todos os pesos  $W_{out}$ ,  $W$ ,  $W_{in}$  vão se ajustando de acordo com a estimativa calculada  $\frac{\partial E}{\partial W_{all}}$  a fim de minimizar o erro de saída:  $E = E(y, \text{alvo})$ . Um exemplo clássico de tais métodos é o Aprendizado recorrente em tempo real descrito por (Williams and Zipser, 1989), em que a estimativa de  $\frac{\partial E}{\partial W_{all}}$  ocorre de forma recorrente avançando no tempo. Em outros termos, conforme a rede vai ajustando os pesos de seus nodos, o erro de saída chega a seu nível mais baixo possível, indicando de que a rede alcançou o seu nível máximo de treinamento e pronta para realizar a tarefa de predição (classificação) de novos conjuntos de dados.

Em geral, um modelo de rede neural é formado pelos seguintes elementos:

- *Epochs* (Épocas): as épocas nos dizem o número de vezes que todos os dados de treinamento passaram pela rede neural no processo de treinamento. Uma boa pista é aumentar o número de épocas até que a métrica de precisão com os dados de validação comece a diminuir, mesmo quando a precisão dos dados de treinamento continua a aumentar (isto é, quando detectamos um potencial ajuste excessivo).
- *Batch size* (Mini-lotes): é o particionamento os dados de treinamento em mini-lotes para transmiti-los pela rede. No *Keras*, o *batch\_size* é o argumento que indica o tamanho desses lotes que serão usados no método *fit()* em uma iteração do treinamento para atualizar o gradiente. O tamanho ideal dependerá de muitos fatores, incluindo a capacidade de memória do computador para fazer os cálculos.
- Taxa de Aprendizagem: o vetor gradiente tem uma direção e uma magnitude. Os algoritmos de descida de gradiente multiplicam a magnitude do gradiente por um escalar conhecido como taxa de aprendizado (também chamado de tamanho da etapa) para determinar o próximo ponto. De uma maneira mais formal, o algoritmo de retro-propagação calcula como o erro se modifica em relação a cada peso:

$$\frac{dError}{dw_{ij}}$$

Para atualizar cada peso da rede usando uma regra de atualização simples:

$$W_{ij} = W_{ij} - \text{função de taxa} \frac{dError}{dw_{ij}}$$

Onde  $\text{função } \alpha$  é a taxa de aprendizagem. Por exemplo, se a magnitude do gradiente for 1,5 e a taxa de aprendizado for 0,01, o algoritmo de descida do gradiente selecionará o próximo ponto em 0,015 do ponto anterior.

Por fim, (Torres, 2019, p. 126) conclui que:

Os valores ideais aos hiper-parâmetros dependem do tamanho do problema em questão, mas, em geral, se for grande demais, grandes etapas serão realizadas, o que pode ser bom para acelerar o processo de aprendizagem, mas, neste caso, podemos pular o mínimo (o valor ótimo) e dificultar o processo de aprendizagem, porque, ao procurar o próximo ponto, ele salta infinitamente de forma aleatória na parte inferior do "poço".

Na representação da figura 37, a seguir, um gráfico de descida do gradiente ilustra o valor mínimo sendo alcançado pela função  $f'(x_2)$ . O valor mínimo da função indica, em geral, a possibilidade da rede ter a sua melhor performance.

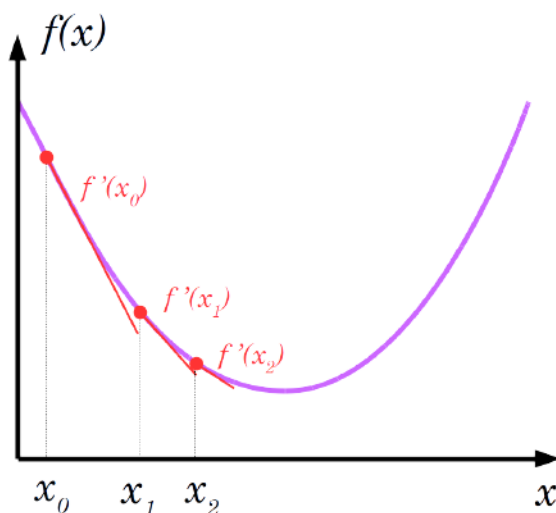


Figura 37: Funções de descida do Gradiente.

Fonte: autor

Após definir as bases de treinamento e teste foram definidos os parâmetros da arquitetura da rede neural artificial. Nosso modelo apresenta na primeira camada, cerca de 100 neurônios, totalizando 1.000.000 parâmetros. A segunda camada apresenta 100 neurônios concluindo com 80.400 parâmetros. Por fim, a terceira e última camada foi aplicado 20 neurônios, restando 1.082, 420 parâmetros a serem estimados. O modelo classificador utilizou a abordagem de aprendizagem supervisionada, onde os pesos dos valores dos neurônios da camada de entrada puderam ser constantemente atualizados pelo algoritmo de aprendizagem. O resumo dos dados para o treinamento podem ser vistos na figura 38.

```

-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
embedding_1 (Embedding)    (None, 100, 100)          1000000
spatial_dropout1d_1 (Spatial (None, 100, 100)          0
lstm_1 (LSTM)              (None, 100)                80400
dense_1 (Dense)            (None, 20)                  2020
-----
Total params: 1,082,420
Trainable params: 1,082,420
Non-trainable params: 0
-----

```

Figura 38: Modelo gerado para o treinamento da rede.  
Fonte: autor

De acordo com (Leopold and Kindermann, 2002), um documento é uma sequência de palavras, sendo assim, cada documento geralmente é representado por uma matriz de palavras, o conjunto de todas as palavras de um conjunto de treinamento é chamado de vocabulário ou conjunto de recursos, logo um documento pode ser apresentado por um vetor binário atribuindo o valor 1 se o documento conter a palavra-característica ou 0 se a palavra não aparecer no documento. Isso pode ser traduzido como posicionamento de um documento em um espaço  $R^{|V|}$ , onde  $|V|$  denota o tamanho do vocabulário  $V$ .

No cenário de teste apresentado neste trabalho, o modelo foi treinado duas vezes: na primeira foi usada a função alfa = 0,001 e na segunda, a função alfa = 0,5. Os parâmetros escolhidos foram uma tentativa de ajustar a rede para observar seu comportamento na classificação das intenções. Nos experimentos realizados, o *dataset* foi subdividido em dois conjuntos de dados: o primeiro com 90% dos dados foi utilizados para o treinamento da rede neural artificial e outro com 10% foi reservado para o testes e validação da rede. A Tabela 15 a seguir apresenta como ficou a divisão do *dataset*.

Tabela 15: Divisão do conjunto de dados

<b>Dataset</b>	<b>Treinamento</b>	<b>Testes</b>
	5.727,0	637,0

Na próxima seção são apresentadas as métricas de avaliação e de performance mais

indicadas para validação das rede neural recorrente.

### 3.3.2 Metodologia e métricas de avaliação de performance

O critério de avaliação dos resultados observará as seguintes medidas de eficácia, conforme (Kent et al., 1955), como Abrangência (ou Revocação), Precisão, Falha, Acurácia e Erro.

**Acurácia:** a métrica indica a performance geral do modelo, indica a taxa de acertos do modelo, sua equação é mostrada a seguir:

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

**Precisão ou (*Precision*):** essa métrica *Precision* tem como objetivo identificar quantas amostras foram classificadas positivamente. Em outras palavras, é uma medida do quão exato é a classificação para as amostras positivas. Por conta disso, a métrica também é conhecida como valor de predição positiva, sua equação é mostrada a seguir:

- VP - Verdadeiros positivos
- FP - Falsos positivos

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP}$$

**Revocação ou *Recall*:** também denominada como sensibilidade ou taxa positiva verdadeira. Essa métrica identifica a fração de positivos que foram corretamente identificados. Sua equação é exibida seguir:

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN}$$

***F1 Score*:** essa métrica é também conhecida por (*F-Score* ou *F-Measure*), ela é útil para comparar dois classificadores, o *F1 Score* leva em conta a precisão e o *recall*. Essa métrica é a média harmônica entre precisão e *recall*, a equação da *F1 Score* é mostrada a seguir:

$$F1\ Score = 2 * \frac{Precisão * Recall}{Precisão + Recall}$$

**Matriz de Confusão:** Uma matriz de confusão é uma tabela que indica os erros e acertos

de uma arquitetura de redes neurais. Ela compara os valores previstos pela rede com o valores esperados. A figura 39 demonstra um exemplo de uma matriz de confusão.

		Valor Previsto	
		Positivo	Negativo
Valor Verdadeiro	Negativo	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos
	Positivo	Falsos Positivos	Verdadeiros Negativos

Figura 39: Matriz de confusão.  
Fonte: *Researchgate*<sup>8</sup> (2019)

- Verdadeiros Positivos: classificação correta da classe positivo;
- Falsos Negativos (Erro Tipo II): erro em que o modelo previu a classe Negativo quando o valor esperado era classe Positivo;
- Falsos Positivos (Erro Tipo I): erro em que o modelo previu a classe Positivo quando o valor esperado era classe Negativo;
- Verdadeiros Negativos: classificação correta da classe Negativo.

A matriz de confusão permite examinar os exemplos específicos classificados incorretamente e realizar cálculos adicionais conforme desejado.

O capítulo seguinte apresenta os resultados finais do primeiro experimento de interação dos estudantes com o *chatbot* e a experiência de uso do assistente.

### 3.4 Experimento de interação no AVA

Após a integração do assistente virtual ao AVA FURG, ficou disponível para realizar os primeiros testes de interação com os estudantes e ocorreram por um período estabelecido de quatro semanas.

Este capítulo apresentou a sugestão de um *chatbot* para interagir com estudantes por meio de mensagens de texto para apoiar o atendimento aos estudantes no uso do AVA FURG. Para seu desenvolvimento foi proposto uma arquitetura juntamente com uma base de conhecimento. As etapas de elaboração e de treinamento do *chatbot* foram demonstradas em detalhes, em seguida foi apresentado um modelo classificador de intenções, por meio das *RNN*, assim como as principais métricas de avaliação de redes neurais artificiais. Ao final, o *chatbot* foi integrado ao AVA FURG para uma experimentação de interação com os estudantes.

## 4 COLETA E ANÁLISE DOS DADOS

Ao final do período dos testes, as interações foram coletadas e analisadas e classificadas de acordo com os critérios investigados. Para análise, optou-se por identificar e classificar as interações em três grupos: 1- respostas corretas; 2- perguntas fora do contexto; 3- respostas erradas.

No total foram realizadas 14 interações, a Tabela 16 exhibe as respostas separadas e classificadas de acordo com as categorias que foram analisadas.

Tabela 16: Categorização das interações

Respostas corretas	Perguntas fora do contexto	Perguntas não respondidas
Redefinir-senha	Saia da minha tela, por favor	como me inscrever num curso pela primeira vez
Tutoriais-AVA FURG	Quero fazer um curso de formação em tutoria	não alterei minha senha e nem usuario, não consigo acessar
Logar-se-no-AVA FURG	Boa tarde, esse curso é para já formado?	
Como enviar mensagem	Quando voltam às aulas da pós?	
Matricular na disciplina	Gostaria de saber o meu número	
Enviar tarefa	Como faço para conseguir uma carteirinha de estudante?	

A figura 40 a seguir mostra o número de estudantes que interagiram com o bot em um intervalo de 4 semanas de uso.



Figura 40: Número de interações dos alunos.

Fonte: autor

Considerando apenas o número de respostas certas e respostas erradas, temos uma porcentagem de 75% para as respostas corretas e de 25% para as respostas erradas, no total de oito respostas contabilizadas. A figura 41 exhibe a classificação das interações realizadas entre o assistente virtual e os estudantes.

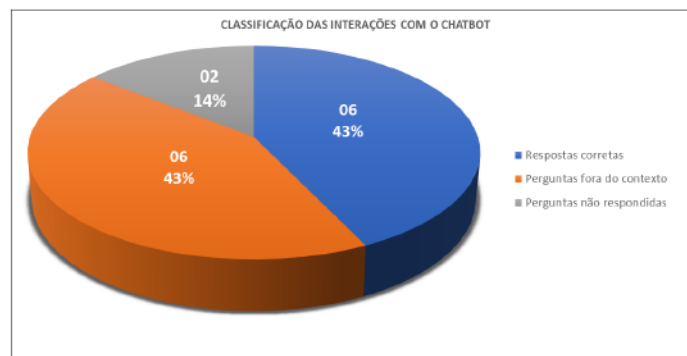


Figura 41: Classificação das interações.  
Fonte: autor

A fim de testar a capacidade de entender e identificar a intenção do estudante e oferecer uma resposta adequada às perguntas, o assistente virtual foi treinado mais uma vez, com o conjunto das questões não respondidas anteriormente. O resultado da interação é mostrado na figura 42. A pergunta realizada: 1 - “como me inscrever num curso pela primeira vez” é enviada. Em seguida o assistente virtual identifica a intenção do estudante: 2- “#Disciplinas” e retorna com a resposta, 3, correspondente:

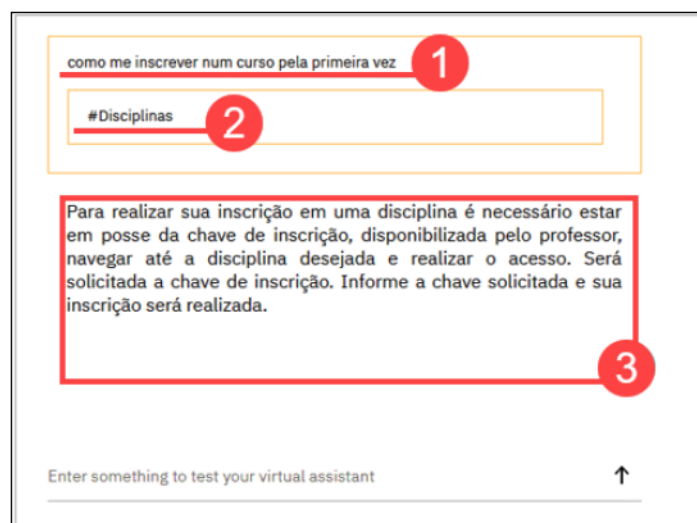


Figura 42: Assistente virtual após treinamento.  
Fonte: autor



A figura 43 a seguir mostra a interação do assistente virtual com o estudante, utilizando a interface *Facebook Messenger*. No item 1 o estudante inicia a interação com a pergunta: "como me inscrever num curso pela primeira vez". No item 2 o assistente virtual consegue identificar a intenção do estudante não reconhecida anteriormente e responde de acordo com a base de conhecimento existente. O estudante agradece pela resposta e em seguida o assistente virtual responde e encerra o atendimento.

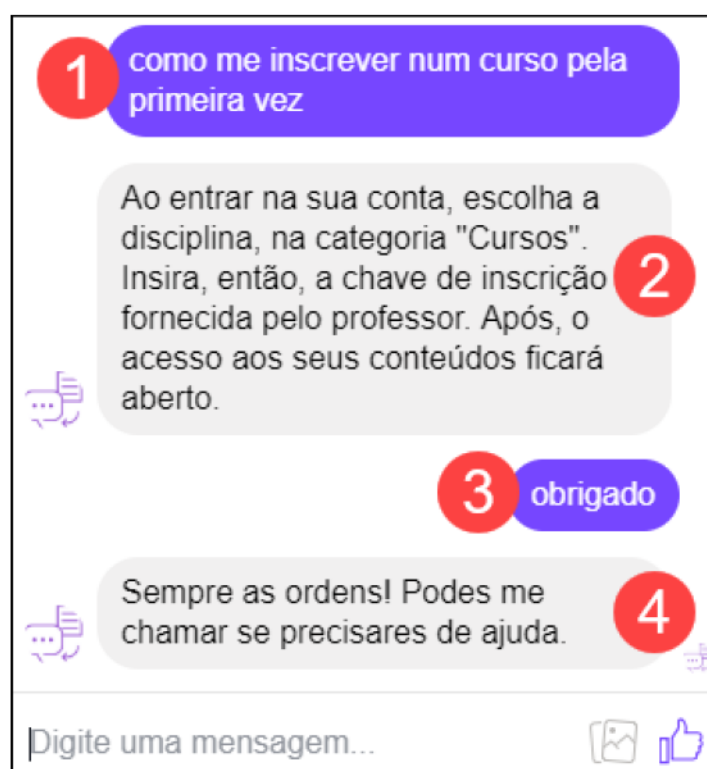


Figura 43: Conversação entre o estudante e o assistente virtual no AVA.

Fonte: autor

Com o intuito de testar a capacidade de entender e identificar as intenções dos estudantes, esse capítulo apresentou as etapas de coleta, classificação e análise dos dados das interações ocorridas entre os estudantes e o *chatbot*, no AVA FURG, no período de quatro semanas. Apesar do número reduzido de participantes, o desempenho do *chatbot* foi muito satisfatório.

## 5 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados dos dois experimentos com interações realizadas entre o *chatbot* e os estudantes no AVA FURG referente ao experimento de interação no AVA (capítulo 3.3) e o experimento que analisou a eficiência do *chatbot* e das redes neurais recorrentes na classificação das intenções.

### 5.0.1 Primeiro experimento: interação com o *chatbot*

O primeiro experimento avaliou a classificação das intenções executadas pelo assistente virtual e a experiência de uso dos estudantes.

Para percebermos o nível de satisfação dos estudantes que interagiram com o *chatbot*, foi adotada a metodologia *Net Promoter Score (NPS)* (Keiningham et al., 2007), criada por Fred Reichheld e apresentada no ano de 2003, em um artigo da *Harvard Business Review* (Revista da Universidade de *Harvard* – EUA). A metodologia tem como objetivo, realizar a mensuração do Grau de Lealdade dos Consumidores de qualquer segmento. A Tabela 17 apresenta cada grau de satisfação classificados de acordo com o método.

Tabela 17: Classificação *Net Promoter Score*

Zona de classificação	NPS
Excelência	entre 76 e 100
Qualidade	entre 51 e 75
Aperfeiçoamento	entre 1 e 50
Crítica	entre -100 e 0

Sua ampla utilização se deve à simplicidade, flexibilidade e confiabilidade da metodologia, a partir de apenas uma pergunta é possível obter o nível de satisfação dos estudantes.

Nos testes realizados, o assistente virtual respondeu de forma adequada as perguntas. Ao final das interações com o *chatbot*, os estudantes foram convidados a avaliar o atendimento realizado pelo assistente virtual, analisando e classificando os resultados, obtivemos: 10 estudantes computaram notas entre 4 e 5. Estes estudantes ficaram satisfeitos com o atendimento e foram classificados como Promotores. Outros 2 estudantes foram

classificados como neutros, ficaram satisfeitos com o atendimento, mas não tiveram suas expectativas superadas. Os estudantes foram separados e classificados de acordo com o número de votos contabilizados, como mostra a Tabela 18.

Tabela 18: Pesquisa de satisfação de uso do assistente virtual

Avaliação	Nível	Quantidade	Classificação	%
5	Excelente	08	Promotor	67,0
4	Muito bom	02	Promotor	16,5
3	Bom	02	Neutro	16,5
2	Razoável	-	Detrator	0,0
1	Ruim	-	Detrator	0,0
0	Péssimo	-	Detrator	0,0

Responderam à pesquisa 12 estudantes. Para obter o nível de satisfação *NPS* é necessário realizar o cálculo entre a diferença das porcentagens da classificação Promotor e Detrator. Neste caso, como o índice do Detrator foi igual a 0.

$$NPS = \frac{Promotores - Detradores}{Total} \times 100$$

Realizando o cálculo:

$$NPS = \frac{10 - 0}{12} * 100 = 83,30$$

Com *NPS* igual a 83,0, logo o atendimento do assistente virtual foi classificado como excelente, de acordo com a Tabela 18. Os resultados apresentados demonstraram que a adoção de um assistente virtual, pode trazer melhorias na experiência de uso do AVA FURG para os estudantes.

### 5.0.2 Segundo experimento: validação da RNN

Para a validação da rede neural, foram utilizadas as principais métricas de performance em redes neurais: Acurácia, Precisão, *Recall* e *F1 Score*.

Como estratégia para evitar o fenômeno de *Overfitng* foi implementada a função *Early stopping*, que limita a quantidade das iterações da rede quando o valor da acurácia alcança os maiores níveis e a taxa de erro se estabiliza nos níveis mais baixos.

O caso de *overfitng* sucede quando o algoritmo se adapta muito bem aos dados de treinamento entretanto, não ocorre com novos conjuntos de dados, ocasionando um baixo desempenho da rede.

A figura 44 a seguir mostra a função *early\_stopping* atuando na parada do treinamento

quando obtém a melhor performance.

```

train on 5154 samples, validate on 573 samples
Epoch 1/2000
5154/5154 [-----] - 20s 4ms/step - loss: 1.7130 - acc: 0.5099 - val_loss: 1.0040 - val_acc: 0.8831
Epoch 2/2000
5154/5154 [-----] - 20s 4ms/step - loss: 0.5584 - acc: 0.8529 - val_loss: 0.3104 - val_acc: 0.9389
Epoch 3/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.2283 - acc: 0.9560 - val_loss: 0.1639 - val_acc: 0.9756
Epoch 4/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.1198 - acc: 0.9787 - val_loss: 0.0796 - val_acc: 0.9825
Epoch 5/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0667 - acc: 0.9987 - val_loss: 0.0443 - val_acc: 0.9903
Epoch 6/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0481 - acc: 0.9971 - val_loss: 0.0258 - val_acc: 0.9903
Epoch 7/2000
5154/5154 [-----] - 20s 4ms/step - loss: 0.0267 - acc: 0.9977 - val_loss: 0.0166 - val_acc: 0.9903
Epoch 8/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0183 - acc: 0.9977 - val_loss: 0.0123 - val_acc: 0.9903
Epoch 9/2000
5154/5154 [-----] - 21s 4ms/step - loss: 0.0137 - acc: 0.9983 - val_loss: 0.0087 - val_acc: 0.9903
Epoch 10/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0106 - acc: 0.9984 - val_loss: 0.0068 - val_acc: 1.0000
Epoch 11/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0084 - acc: 0.9992 - val_loss: 0.0054 - val_acc: 1.0000
Epoch 12/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0069 - acc: 0.9994 - val_loss: 0.0044 - val_acc: 1.0000
Epoch 13/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0058 - acc: 0.9996 - val_loss: 0.0031 - val_acc: 1.0000
Epoch 14/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0034 - acc: 0.9996 - val_loss: 0.0017 - val_acc: 1.0000
Epoch 17/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0024 - acc: 0.9996 - val_loss: 0.0017 - val_acc: 1.0000
Epoch 18/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0028 - acc: 1.0000 - val_loss: 0.0014 - val_acc: 1.0000
Epoch 19/2000
5154/5154 [-----] - 20s 4ms/step - loss: 0.0024 - acc: 1.0000 - val_loss: 0.0012 - val_acc: 1.0000
Epoch 19/2000
5154/5154 [-----] - 19s 4ms/step - loss: 0.0021 - acc: 1.0000 - val_loss: 0.0011 - val_acc: 1.0000
epoch 00019: early stopping

```

Figura 44: Número de épocas para parada do treinamento da rede.

Fonte: autor

Pode-se observar nos gráficos da figura 45 abaixo, dois testes de performance da rede, ao longo das iterações, a acurácia do algoritmo de treinamento aumenta com o passar de cada época e então se estabiliza.

A rede treinada (figura 38, gráfico a) alcançou a melhor performance de treinamento após executar 5 épocas, quando configurada (figura 38, gráfico b), a mesma rede, precisou de 19 épocas para convergir e se estabilizar.

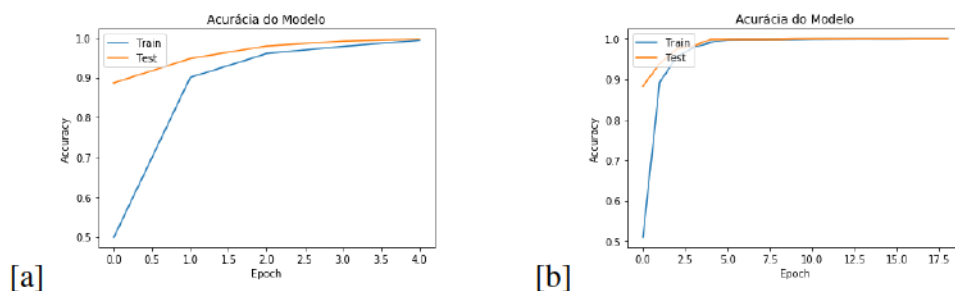


Figura 45: Validação da acurácia da *RNN*

Os valores obtidos pelo algoritmo de otimização foram os seguintes: a acurácia de 100,0% (gráfico [a], acima) e 99,9% (gráfico [b], acima) ou seja, o modelo conseguiu bons resultados na identificação das intenções presente no conjunto de dados. Entretanto, apenas com o valor da acurácia não é possível afirmar a qualidade da performance da rede, visto que a métrica pode classificar como corretos os falsos positivos, produzindo um resultado inconsistente, por essa razão foram utilizadas outras métricas de performance, os valores obtidos nas métricas de performance (Precisão, *Recall* e *F1 Score*) são mostrados na Tabela 19 a seguir.

Tabela 19: Métricas obtidas - Conjunto de Treinamento

<b>Função alfa</b>	<b>Acurácia (%)</b>	<b>Precisão (%)</b>	<b>Recall (%)</b>	<b>F1 Score (%)</b>
0,001	0.99800	0.82111	0.84279	0.83181
0,5	1.00000	0.83268	0.84712	0.83984

Em seguida foi gerada a matriz de confusão utilizando os valores obtidos com as métricas de performance (Tabela 19) e comparando com os valores alcançados pelo algoritmo de otimização da rede neural. A matriz gerada é mostrada na Tabela 20 a seguir.

Tabela 20: Matriz de confusão gerada

	<b>0</b>	<b>1</b>
<b>0</b>	2093	432
<b>1</b>	388	2150

Os valores mais baixos obtidos a partir do conjunto de Testes apontam que a acurácia do modelo alcançou mais de 83,0% de acertos, a precisão obteve mais de 84,0%, o *recall* atingiu por volta de 83,0% e o *F1 Score* resultou em torno 84,0%. Com esses resultados pode-se inferir que, eles não se distanciaram dos resultados obtidos pelo algoritmo otimizador do modelo e continua a apresentar uma performance satisfatória.

Os ajustes realizados na rede alterando os valores do função alfa mostraram pouca diferença na acurácia da rede, o que nos leva a concluir que a margem de erro alcançada é aceitável em ambos os casos, os valores obtidos podem ser vistos na Tabela 21 a seguir.

Tabela 21: Métricas obtidas - Conjunto de Testes

<b>Função alfa</b>	<b>Acurácia (%)</b>	<b>Precisão (%)</b>	<b>Recall (%)</b>	<b>F1 Score (%)</b>
0,001	0.83804	0.84361	82891	0.83619
0,5	0.99487	0.83767	0.81544	0.90953

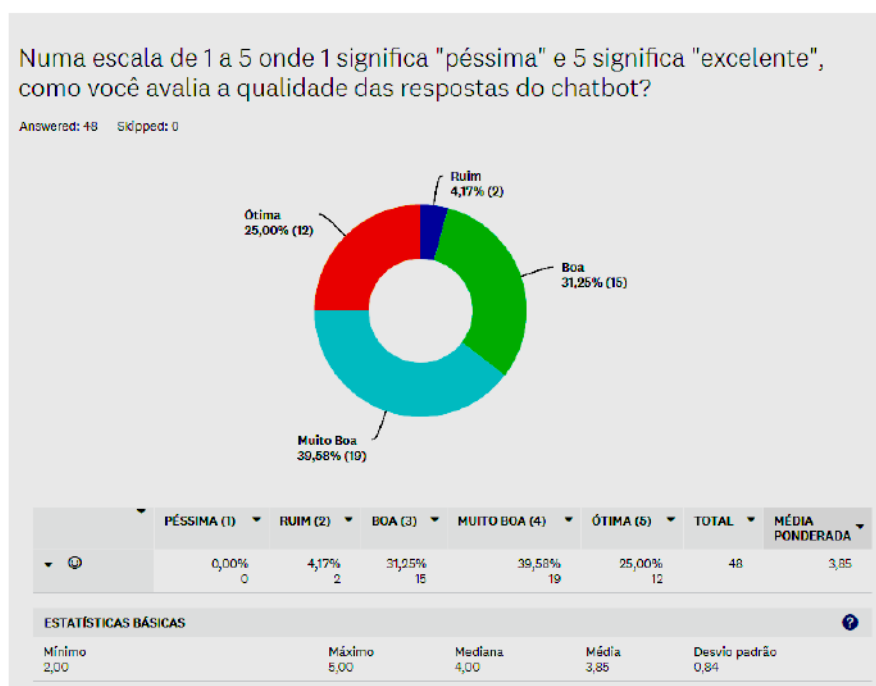
#### 5.0.2.1 Interação com o chatbot

Após a conclusão do treinamento de classificação da rede realizou-se um novo teste de uso do assistente virtual, com um grupo de estudantes do Curso de Pedagogia foi convidado para participar por se tratar de um grupo com perfil heterogêneo para o das tecnologias. No teste realizado, os participantes fizeram novas interações com o *chatbot* na plataforma AVA FURG, no total 48 estudantes colaboraram com o teste e, ao final, responderam um questionário de pesquisa de satisfação de uso (vide apêndice). O questionário é constituído por 10 questões, sendo 01 pergunta dicotômica, 03 perguntas de múltipla escolha, de formato fechado, 02 perguntas de escala de avaliação e 04 perguntas de formato aberto. A tabela 22 apresenta a sumarização das perguntas do questionário aplicado aos estudantes.

Tabela 22: Resumo do questionário de pesquisa de satisfação de uso *chatbot*

Número	Pergunta
1	Qual é o seu sexo?
2	Qual a titulação do seu Curso?
3	As respostas apresentadas pelo chatbot foram esclarecedoras?
4	O chatbot foi rápido ao responder às suas dúvidas
5	Numa escala de 1 a 5 onde 1 significa "péssima" e 5 significa "excelente", como você avalia a qualidade das respostas do chatbot?
6	Usando uma numeração de 1 (extremamente insatisfeito) a 5 (extremamente satisfeito), classifique seu nível de satisfação com o atendimento recebido pelo chatbot.
7	Em quais aspectos você está satisfeito?
8	Em quais aspectos você está insatisfeito?
9	Em uma escala de 0 a 10, com 0 sendo muito improvável e 10 sendo muito provável, qual a probabilidade de você utilizar o chatbot novamente?
10	Quais são as suas sugestões para melhorar o chatbot?

Entres as perguntas do questionário, duas delas possuem caráter avaliativo do assistente virtual, a primeira avalia a qualidade das respostas oferecidas, já a segunda, avalia o nível de satisfação do atendimento. Os resultados das avaliações são mostrados nas figuras 46 e 47, respectivamente.

Figura 46: Avaliação da qualidade das respostas do *chatbot*.

Em uma escala de 1 a 5, a média da qualidade das respostas foi de 3,85 com desvio padrão de 0,84. Com isso percebemos que os estudantes, em sua maioria, ficaram satisfeitos com as respostas do assistente virtual durante a interação realizada.

Quanto ao nível de satisfação do atendimento realizado pelo *chatbot*, os resultados apontam que 48 respostas contabilizadas obteve-se, 01(2,08%) resposta avaliou como "insatisfeito", 09(18,75%) avaliaram como "irrelevante", 23(47,92%) responderam "satisfeito" e 15(31,25%) ficaram "muito satisfeitos" com o atendimento.

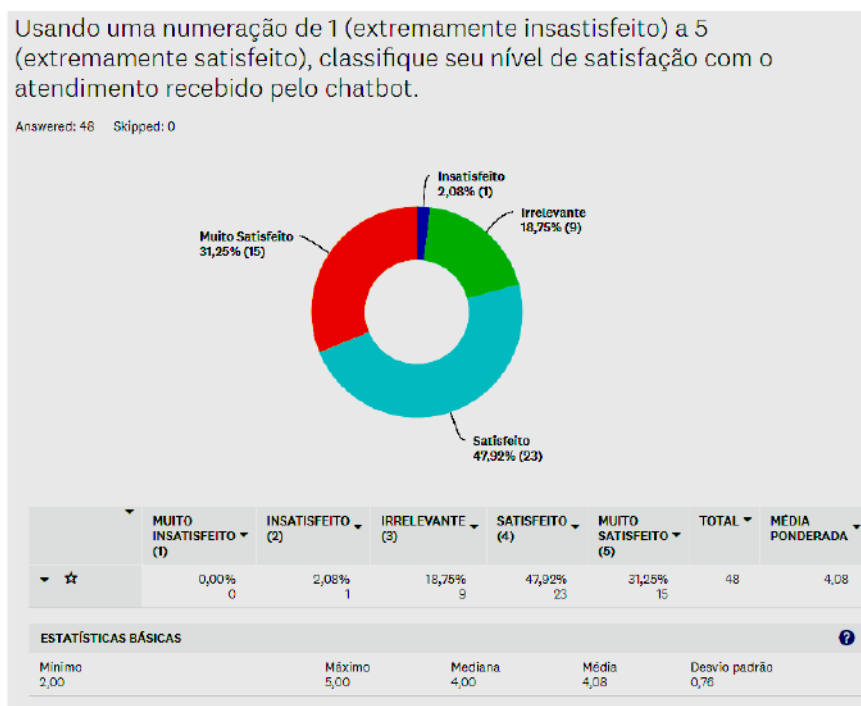


Figura 47: Nível de satisfação do atendimento do *chabot*.

Fonte: autor

Calculando o *NPS* para esse número de respondentes, obtivemos o valor de 76,60. De acordo com a Tabela 17, de classificação do *NPS* o atendimento do bot ainda pode ser considerado como "Excelente". O novo cálculo é mostrado a seguir.

$$NPS = \frac{37 - 1}{47} * 100 = 76,60$$

Foi possível inferir que, mesmo tendo aumentado de 12 para 48 o número de participantes que interagiram com o *chatbot*, os resultados continuam demonstrando um nível alto de satisfação no uso do atendimento do assistente. As questões com respostas abertas permitiram aos estudantes opinarem livremente sobre o assistente virtual. Destas, 03 respostas foram selecionadas, por serem relevantes para o trabalho. A primeira resposta sugere uma interação de forma obrigatória com o *chabot* no primeiro acesso dos usuários à plataforma AVA FURG, a segunda resposta sugere que sejam realizadas melhorias de interface. E, por fim, a última sugere que se expanda o contexto de assuntos ao qual o assistente pode responder. As respostas selecionadas são apresentadas na Tabela 23, a seguir e nos auxiliarão nas melhorias do *chabot*.

Tabela 23: Sugestões de melhorias no *chatbot*

Quais são as suas sugestões para melhorar o chatbot?	
	Eu acho que poderia criticar o design simples da imagem do robô, mas não há motivo para mudar,
#1	o sistema funciona muito bem e mais ele parece muito mais exercer a função de um guia pelo moodle do que de um "resolvedor de problemas". Poderia sugerir uma interação obrigatória no primeiro login exatamente para que ele se tornasse mais famoso e referência para ser o "resolvedor de problemas".
#2	Poderia ter uma interface melhor.
#3	Pode-se ser colocado mais variedades de assuntos para que o usuário consiga perguntar e sanar suas dúvidas.

Este capítulo apresentou os resultados das interações realizadas entre o *chatbot* e os estudantes no AVA FURG. No que se refere ao experimento de interação no AVA (capítulo 3.3), os resultados demonstraram que o *chatbot*, em seu escopo, obteve resultados satisfatórios na identificação das intenções dos estudantes. No que diz respeito a satisfação de uso por parte dos estudantes, obteve nota máxima em sua avaliação. No experimento que analisou a eficiência da *RNN* na classificação das intenções, os resultados demonstraram notáveis taxas de acertos.



## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considerando que aplicações educacionais são mais complexas e recebem poucos subsídios, enquanto que grande parcela dos *chatbot* disponíveis na internet são para fins comerciais, recebendo investimentos e com objetivo de retorno financeiro. Contudo, os trabalhos existentes são de qualidade, ajudam e incentivam a expansão do conhecimento na área.

Há de se considerar que a flexibilidade de desenvolver e customizar um *chatbot*, que atenda um ou vários propósitos e ofereça atendimento em tempo integral revela-se como um importante recurso de apoio acadêmico, presencial e a distância. Dúvidas de conteúdo, ferramentas e processos das atividades dos cursos podem ser atendidas em um período curto de tempo otimizando o atendimento ao estudante.

Esse trabalho inicia-se com o desenvolvimento de um assistente virtual de conversação, que utiliza a plataforma cognitiva *Watson*, como suporte ao estudante sobre o uso do AVA FURG. Os testes foram implementados baseados nos conceitos sobre o desenvolvimento de domínio, modelo e base de conhecimento para *chatbot*. Nos testes iniciais com o assistente integrado ao AVA FURG, os resultados demonstraram o funcionamento aceitável e promissor do assistente virtual nas interações com os estudantes.

Além disso, apresentou-se a proposta de um algoritmo robusto de *RNN* para realizar a classificação das intenções dos usuários, sem necessitar de enormes recursos computacionais e ainda possibilitar sua replicação de maneira rápida e satisfatória para os diversos ambientes acadêmicos e/ou administrativos que utilizam o AVA.

Para mais, salientamos que este trabalho pode contribuir com enormes possibilidades para o desenvolvimento acadêmico futuro e para o aprimoramento e estudo do modelo aqui proposto. A partir dos resultados obtidos voltamos às questões balizadoras dessa pesquisa para tentar respondê-las.

**Q1:** De que forma um assistente virtual no AVA FURG pode aumentar a satisfação do estudante?

De acordo com os resultados da RSL, os assistentes virtuais demonstraram ser efetivos no que tange o engajamento do estudante (Asher, 2017) além de colaborar para melhoria do ensino *on-line* (Procter et al., 2018).

**Q2:** Quanto compromete experiência do usuário as interações falhas?

Nos primeiros testes realizados, com um número baixo de interações registradas não foi possível inferir algum resultado, já no segundo teste, após o treinamento do modelo da rede neural *S2S*, foi possível coletar e analisar os resultados.

Percebemos que a experiência de uso do assistente virtual é subjetiva e pode ser diferente para cada usuário, tendo em vista a especificidade individual de cada um. Durante os testes não foram registradas falhas (como instabilidade e a indisponibilidade) que impossibilitasse o uso do serviço de atendimento pelo *chatbot*. Possíveis falhas podem ocorrer, como de infraestrutura física (*hardware*) ou a falha na conexão com a Internet, pois o serviço é disponibilizado na *Web*.

**Q3:** Quais técnicas computacionais podem melhorar a qualidade das interações?

Existem várias aplicações e plataformas de desenvolvimento de *chatbot* disponíveis atualmente (conforme capítulo 2). A maioria segue uma modelo padrão de arquitetura, que se diferem pelas técnicas computacionais adotadas, para atender cada especificidade. Três pesquisas relataram que utilizaram a linguagem *AIML* (*Artificial Intelligence Markup Language*<sup>1</sup>). Duas pesquisas aplicaram aprendizado de máquina (*Deep Learning*) sendo que uma delas, combinada com o *Watson Assitant*. Um trabalho abordou Algoritmos Formais de Análise de Conceito *FCA*<sup>2</sup>, e duas pesquisas restantes não descreveram os algoritmos utilizados.

No tocante às tecnologias adotadas, uma pesquisa empregou a plataforma de desenvolvimento do *Facebook messenger* e outra informou que utilizou a aplicação *WhatsApp*. Todavia com expansão da IA e as técnicas avançadas de processamento de linguagem natural os aplicativos inteligentes e cognitivos estão apontando para uma nova abordagem no desenvolvimento de assistentes virtuais inteligentes.

## 6.1 Trabalhos futuros

Em trabalhos futuros capacitar o assistente virtual com recursos áudio-visuais e em Libras<sup>3</sup>, para atender aos estudantes com necessidades especiais. Apesar disso percebeu-se a necessidade de melhorar nos seguintes aspectos:

- adicionar *chatbot* pré-treinado (base de conhecimento pré-configurada para resolver demandas comuns de determinado setor);
- adicionar raciocínio autônomo (inferir soluções com base no histórico dos atendimentos realizados);

<sup>1</sup>Linguagem baseada em XML desenvolvida para criar diálogos semelhante a linguagem natural por meio de softwares, simulando assim inteligência humana.

<sup>2</sup>É uma teoria matemática de análise de dados usando contextos formais e redes de conceito

<sup>3</sup>Libras é a língua de sinais usada pela comunidade de surdos no Brasil e já foi reconhecida pela Lei, ou seja, é uma língua oficial, tal como nossa língua falada. A lei que dispõe sobre a língua de sinais é a Lei nº 10.436, de 24 de Abril de 2002.

- adicionar personalidade ao *chatbot* (visual (aparência), linguagem de tratamento e relação com a instituição (missão, visão e valores));
- adicionar análise de sentimentos (inferir traços de personalidade do usuário e entender o sentimento e o tom durante uma interação para oferecer uma experiência personalizada ou encaminhar para um atendente ao vivo quando necessário);
- adicionar engenharia cognitiva (com o propósito de entender como os usuários interagem com as interfaces do sistema);
- adicionar mecanismos de percepção humana;
- adicionar interação por meio de comando de voz;
- adicionar termos regionais;
- aprender com as interações;
- atender em vários canais ao mesmo tempo;
- incrementar a base de conhecimento no contexto proposto;
- executar novos testes.

## REFERÊNCIAS

- Allison, D. (2012). Chatbots in the library: is it time? volume 30, pages 95–107. Emerald Group Publishing Limited.
- Alonso, K. M. (2010). A expansão do ensino superior no brasil e a ead: dinâmicas e lugares. volume 31, pages 1319–1335. SciELO Brasil.
- Asher, N. (2017). A warmer welcome: Application of a chatbot as a facilitator for new hires onboarding. Disponível em: <<http://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2:1116842>>. Acesso em: 10 jun. 2018.
- Braga, A. d. P. (2000). Redes neurais artificiais. pages 2–3. Livros Técnicos e Científicos.
- Cera, M. C. (2005). Uso de redes neurais para o reconhecimento de padrões. page 25. UFRGS. Trabalho da disciplina Arquiteturas Especiais de Computadores.
- Chorowski, J. K., Bahdanau, D., Serdyuk, D., Cho, K., and Bengio, Y. (2015). Attention-based models for speech recognition. In *Advances in neural information processing systems*, pages 577–585.
- Gheith, A., Rajamony, R., Bohrer, P., Agarwal, K., Kistler, M., Eagle, B. W., Hambridge, C., Carter, J. B., and Kaplinger, T. (2016). Ibm bluemix mobile cloud services. volume 60, pages 7–1. IBM.
- Gil, A. C. (2008). Métodos e técnicas de pesquisa social. 6. ed. Editora Atlas SA.
- Haykin, S. (2001). Redes neurais: Princípios e práticas; trad. volume 2, pages 27–32.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. volume 79, pages 2554–2558. National Acad Sciences.
- Huang, J., Zhou, M., and Yang, D. (2007). Extracting chatbot knowledge from online discussion forums. In *IJCAI*, volume 7, pages 423–428.
- INEP (2018). Censo da educação superior - inep. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/censo-da-educacao-superior>>. Acesso em: 10 jun. 2018.

- Jones, M. (2017). Recurrent neural networks deep dive. Technical report. Disponível em: <<https://www.ibm.com/developerworks/library/cc-cognitive-recurrent-neural-networks/index.html>>. Acesso em: 10 jun. 2018.
- Keiningham, T. L., Cooil, B., Andreassen, T. W., and Aksoy, L. (2007). A longitudinal examination of net promoter and firm revenue growth. volume 71, pages 39–51. SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- Kent, A., Berry, M. M., Luehrs Jr, F. U., and Perry, J. W. (1955). Machine literature searching viii. operational criteria for designing information retrieval systems. volume 6, pages 93–101. Wiley Online Library.
- Kojouharov, S. (2017). Ultimate bot design guide - a living doc. Disponível em: <<https://chatbotslife.com/ultimate-bot-design-guide-a-living-doc-69a589ee0028.brلزsitj>>. Acesso em: 10 jun. 2018.
- Lai, S., Xu, L., Liu, K., and Zhao, J. (2015). Recurrent convolutional neural networks for text classification. In *Twenty-ninth AAAI conference on artificial intelligence*.
- Leenaars, M., Hooijmans, C. R., van Veggel, N., Ter Riet, G., Leeflang, M., Hooft, L., van der Wilt, G. J., Tillema, A., and Ritskes-Hoitinga, M. (2012). A step-by-step guide to systematically identify all relevant animal studies. volume 46, pages 24–31. SAGE Publications Sage UK: London, England.
- Leonhardt, M. D., Castro, D. D. d., Dutra, R. L. d. S., and Tarouco, L. M. R. (2003). Elektra: Um chatterbot para uso em ambiente educacional. *RENOTE: revista novas tecnologias na educação [recurso eletrônico]*. Porto Alegre, RS.
- Leopold, E. and Kindermann, J. (2002). Text categorization with support vector machines. how to represent texts in input space? volume 46, pages 423–444. Springer.
- Madsen, R. E., Sigurdsson, S., Hansen, L. K., and Larsen, J. (2004). Pruning the vocabulary for better context recognition. In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.*, volume 2, pages 483–488. IEEE.
- Maheshwari, A. (2019). Report on text classification using cnn, rnn and han.
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. volume 5, pages 115–133. Springer.
- McKimm, J., Jollie, C., and Cantillon, P. (2003). Web based learning. volume 326, pages 870–873. British Medical Journal Publishing Group.
- Mell, P., Grance, T., et al. (2011). The nist definition of cloud computing. pages 2–3. Computer Security Division, Information Technology Laboratory, National . . . .

- Milligan, C. (1999). The role of virtual learning environments in the online delivery of staff development. report 1: Review of experiences of delivering talisman online courses. Education-line.
- Minsky, M. and Papert, S. A. (2017). *Perceptrons: An introduction to computational geometry*. MIT press.
- Miyachi, C. (2018). What is cloud? it is time to update the nist definition? volume 5, pages 6–11, Los Alamitos, CA, USA. IEEE Computer Society.
- Pereira, A. T. C., Schmitt, V., and Dias, M. (2007). Ambientes virtuais de aprendizagem. pages 4–22.
- Petrobrás, C. (2008). Bot ed. Petrobras. Disponível em: <<http://www.ctan.org/pkg/amslatex>>. Acesso em: 04 jun. 2018.
- Primo, A. F. T. (1998). Interação mútua e interação reativa: uma proposta de estudo. In *Congresso Brasileiro de Ciências da Comunicação (21.: 1998: Recife).[Anais..]*.
- Procter, M., Lin, F., and Heller, B. (2018). Intelligent intervention by conversational agent through chatlog analysis. volume 5, page 30. Springer.
- Rosa, L. H. C., Lemos, E., Bernardi, G., and Medina, R. (2017). Ensino de testes de software por meio de digital storytelling e chatterbots. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 28, page 797.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. volume 65, page 386. American Psychological Association.
- Rouse, M. (2019). what is cognitive computing? - definition from.
- Sabbatini, R. M. (2007). Ambiente de ensino e aprendizagem via internet: a plataforma moodle. volume 7.
- Salgado, A. C. and Lóscio, B. F. (2001). Integração de dados na web. volume 6, pages 157–174.
- Schlicht, M. (2016). The complete beginner's guide to chatbots. Disponível em: <<http://chatbotsmagazine.com/the-complete-beginner-s-guide-to-chatbots-8280b7b906ca>>. Acesso em: 10 jun. 2018.
- Segatto, E. and Coury, D. (2006). Redes neurais artificiais recorrentes aplicadas na correção de sinais distorcidos pela saturação de transformadores de corrente. volume 17, pages 424–436. SciELO Brasil.

Segatto, Ê. C. and Coury, D. V. (2008). Redes neurais aplicadas a relés diferenciais para transformadores de potência. volume 19, pages 93–106. SciELO Brasil.

Silva, L. N. d. C. et al. (1998). Análise e síntese de estratégias de aprendizado para redes neurais artificiais. [sn].

Sutskever, I., Vinyals, O., and Le, Q. V. (2014). Sequence to sequence learning with neural networks. In *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2*, NIPS'14, pages 3104–3112, Cambridge, MA, USA. MIT Press.

Torres, J. (2019). Learning process of a neural network. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/how-do-artificial-neural-networks-learn-773e46399fc7>>. Acesso em: 10 jun. 2018.

Varga, S. and Rotta, T. C. (2019). Afinal, o que é computação cognitiva? (technology leadership council - brazil).

Williams, R. J. and Zipser, D. (1989). A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. volume 1, pages 270–280. MIT Press.

## APÊNDICE A - CONJUNTO DE INTENÇÕES

Tabela 24: Conjunto de intenções cadastradas no *chatbot*

<b>Intenções</b>	<b>Descrição</b>
#Agradecer	
#Alterar_Email	Editar e-mail
#Alterar_Foto	Editar foto
#Atividades	Suporte sobre as atividades do AVA FURG
#Baixar_material_da_disciplina	
#Bot_Aparencia	Como você se parece
#Bot_Control_Approve_Response	Confirme que a resposta satisfaz uma pergunta.
#Bot_Control_Change_Subject	Mude para um tópico diferente.
#Bot_Control_Clarification	Repita ou esclareça a última declaração.
#Bot_Control_Confirm_Presence	Peça ao robô para indicar que está disponível.
#Bot_Control_Ignore_Undo	Peça ao robô para voltar um passo atrás.
#Bot_Control_Reject_Response	Indique que a resposta do robô não aborda uma questão.
#Bot_Control_Standby	Indique um atraso no fornecimento de dados para o robô.
#Bot_Control_Start_Over	Reinicie o robô ou fluxo corrente.
#Bot_Control_Unsure	Indique não haver uma resposta definitiva a uma pergunta.
#Bot_e_Real	Bot é real?
#Bot_Hobies	Qual seu passa tempo
#Bot_Horas	Que horas são?
#Bot_Idade	Idade Bot
#Bot_Idioma	Bot fala qual idioma?
#Bot_Reside	Bot mora onde?



Tabela 24 – continuação da página anterior

<b>Intenções</b>	<b>Descrição</b>
#Cadastro_na_Plataforma	Cadastro no AVA FURG
#Cursos_UAB	Dúvidas sobre Cursos EaD
#Definir_AVA FURG	Contextualizar AVA FURG
#Desmatricular	Desmatricular-se de uma Disciplina no AVA FURG
#Disciplina	
#Editar_perfil	
#Elogiar	
#Encaminhar_Dúvida	Encaminhar dúvida ao setor de TI.
#Encerrar_Atendimento	Encerra o atendimento
#Enviar_mensagem	
#Enviar_tarefa	
#Erro_Login	Erro no login
#Feed_Back	Feed Back das tarefas realizadas
#Feed_Back_de_Uso	Críticas ou Sugestões
#Forum	Ajuda no uso do Forum
#Foto	Adicionar ou alterar foto do perfil
#Foto_Perfil	
#General_About_You	Solicite atributos pessoais genéricos.
#General_Agent_Capabilities	Solicite recursos de robô.
#General_Connect_to_Agent	Solicite um agente humano.
#General_Ending	Termine a conversa.
#General_Greetings	
#General_Human_or_Bot	Pergunte se está falando com um humano ou um robô.
#General_Jokes	Peça uma piada.
#General_Negative_Feedback	Expresse feedback desfavorável.
#General_Positive_Feedback	Exprima sentimento positivo ou gratidão.
#General_Security_Assurance	Exprima preocupações sobre a segurança do robô.
#Inscrição_Na_Disciplina	Ajuda na inscrição de disciplinas
#legal	
#Ler_Mensagem	Ler mensagem
#Localizar_Disciplina	Ajuda com a navegação no AVA FURG
#Login	Ajuda com problemas no login
#AVA FURG	

Tabela 24 – continuação da página anterior

<b>Intenções</b>	<b>Descrição</b>
#Não_Receber_Email_Forum	Deixar de receber email do Forum
#Não_Recebimento_Mensagens	Não recebimento de mensagens
#Notas	Ajuda para localizar as notas
#Participantes	Ajuda com a localização e interação com os participantes do AVA FURG
#Primeiro_Acesso	
#Publicar_no_Youtube	Ajuda para publicar vídeos no Youtube
#Questionário	Ajuda com Questionário.
#Saudacao	Cumprimente o robô.
#Suporte	Ajuda ao estudante. Inicia o atendimento.
#SuporteEaD	Suporte aos estudantes em EaD.
#Suporte_NTI	Encaminha estudante ao suporte do NTI.
#Tarefa_Bloqueada	Ajuda com tarefa bloqueada.
#Tutoriais	Encaminha estudante ao espaço dos tutoriais.
#Utilities_Construction	Informe-se sobre o impacto que um projeto de construção tem sobre um serviço de utilidade.
#Utilities_File_A_Loss_Claim	Registre um pedido de perda.
#Utilities_Find_A_Generator	Localize um gerador.
#Utilities_Outage_Status	Solicite informações atualizadas sobre uma interrupção do serviço.
#Utilities_Report_Outage	Relate uma interrupção de um serviço de utilidade.
#Utilities_Report_Usage	Reporte o uso registrado em um medidor.
#Utilities_Start_Service	Comece um serviço.
#Utilities_Stop_Service	Pare um serviço.
#Utilities_Storm_Status	Solicite informações atuais de tempestade.
#Utilities_View_Usage	Solicitedetalhes sobre o uso de energia.
#Wiki	

## **APÊNDICE B - QUESTIONÁRIO**

Página 1: Questionário de uso do Chatbot AVA FURG

P1



Personalizar

Salvar como ▼

Qual é o seu sexo?

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	RESPOSTAS	
▼ Feminino (1)	91,67%	44
▼ Masculino (2)	8,33%	4
▼ Não binário (3)	0,00%	0
<b>TOTAL</b>		<b>48</b>

ESTATÍSTICAS BÁSICAS				
Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
1,00	2,00	1,00	1,08	0,28

P2



Personalizar

Salvar como ▼

Qual a titulação do seu Curso?

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	RESPOSTAS	
▼ Licenciatura (1)	100,00%	48
▼ Bacharelado (2)	0,00%	0
▼ Outro (especifique) (3)	Respostas 0,00%	0
<b>TOTAL</b>		<b>48</b>

ESTATÍSTICAS BÁSICAS				
Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
1,00	1,00	1,00	1,00	0,00

P3



Personalizar

Salvar como ▼

As respostas apresentadas pelo chatbot foram esclarecedoras?

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	RESPOSTAS	
▼ SIM (1)	85,42%	41
▼ NÃO (2)	14,58%	7
<b>TOTAL</b>		<b>48</b>

ESTATÍSTICAS BÁSICAS				
Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
1,00	2,00	1,00	1,16	0,35

P4



Personalizar

Salvar como ▼

O chatbot foi rápido ao responder às suas dúvidas

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	RESPOSTAS	
▼ Extremamente rápido (1)	18,75%	9
▼ Muito rápido (2)	50,00%	24
▼ Regular (3)	27,08%	13
▼ Lento (4)	4,17%	2
▼ Muito lento (5)	0,00%	0
<b>TOTAL</b>		<b>48</b>

ESTATÍSTICAS BÁSICAS				
Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
1,00	4,00	2,00	2,17	0,77

**P5** Personalizar Salvar como

Numa escala de 1 a 5 onde 1 significa "péssima" e 5 significa "excelente", como você avalia a qualidade das respostas do chatbot?

Answered: 48 Skipped: 0

	PESSIMA (1)	RUIM (2)	BOA (3)	MUITO BOA (4)	ÓTIMA (5)	TOTAL	MÉDIA PONDERADA
👍	0,00% 0	4,17% 2	31,25% 15	39,58% 19	25,00% 12	48	3,85

**ESTATÍSTICAS BÁSICAS** ?

Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
2,00	5,00	4,00	3,85	0,84

---

**P6** Personalizar Salvar como

Usando uma numeração de 1 (extremamente insatisfeito) a 5 (extremamente satisfeito), classifique seu nível de satisfação com o atendimento recebido pelo chatbot.

Answered: 48 Skipped: 0

	MUITO INSATISFEITO (1)	INSATISFEITO (2)	IRRELEVANTE (3)	SATISFEITO (4)	MUITO SATISFEITO (5)	TOTAL	MÉDIA PONDERADA
👎	0,00% 0	2,08% 1	18,75% 9	47,92% 23	31,25% 15	48	4,08

**ESTATÍSTICAS BÁSICAS** ?

Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
2,00	5,00	4,00	4,08	0,76

---

**P7** Personalizar Salvar como

Em quais aspectos você está satisfeito?

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	RESPOSTAS	
Velocidade do atendimento (1)	56,25%	27
Qualidade das respostas (2)	35,42%	17
Atendimento em tempo Integral (24 horas por dia, 7 dias por semana) (3)	35,42%	17
Nenhum (4)	6,25%	3
<b>Total de respondentes: 48</b>		

**ESTATÍSTICAS BÁSICAS** ?

Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio padrão
1,00	4,00	2,00	1,94	0,93

**P8** Salvar como

Em quais aspectos você está insatisfeito?

Answered: 39 Skipped: 9

**RESPOSTAS (39)** **NUVEM DE PALAVRAS** **TAGS (0)**

Aplicar às selecionadas   Filtrar por tag   Pesquisar respostas

Mostrando 39 respostas

10/10/2019 14:30   Visualizar as respostas do respondente   Adicionar tags

Clareza  
10/10/2019 14:24   Visualizar as respostas do respondente   Adicionar tags

Nenhum  
10/10/2019 13:54   Visualizar as respostas do respondente   Adicionar tags

Nenhum  
10/10/2019 13:18   Visualizar as respostas do respondente   Adicionar tags

Nenhum.  
10/10/2019 12:59   Visualizar as respostas do respondente   Adicionar tags

---

**P9** Personalizar   Salvar como

Em uma escala de 0 a 10, com 0 sendo muito improvável e 10 sendo muito provável, qual a probabilidade de você utilizar o chatbot novamente?

Answered: 48 Skipped: 0

OPÇÕES DE RESPOSTA	NÚMERO MÉDIO	NÚMERO TOTAL	RESPOSTAS
Respostas	61	2.946	48
<b>Total de respondentes: 48</b>			

**ESTATÍSTICAS BÁSICAS**

MÍNIMO	MÁXIMO	MEDIANA	MÉDIA	DESVIO PADRÃO
0,00	100,00	65,00	61,38	30,07

---

**P10** Salvar como

Quais são as suas sugestões para melhorar o chatbot?

Answered: 28 Skipped: 20

## **APÊNDICE C - ARTIGO**

# IBM Watson Application as FAQ Assistant about Moodle

1<sup>st</sup> Jeferson da Silva Oliveira  
*Center of Computational Sciences*  
*Federal University of Rio Grande*  
 Rio Grande, Brazil  
 oliveirajs@furg.br

2<sup>nd</sup> Danúbia Bueno Espíndola  
*Center of Computational Sciences*  
*Federal University of Rio Grande*  
 Rio Grande, Brazil  
 dmtdbe@furg.br

3<sup>rd</sup> Regina Barwaldt  
*Center of Computational Sciences*  
*Federal University of Rio Grande*  
 Rio Grande, Brazil  
 reginabarwaldt@furg.br

4<sup>th</sup> Luciano Maciel Ribeiro  
*Center of Computational Sciences*  
*Federal University of Rio Grande*  
 Rio Grande, Brazil  
 lucianomacielribeiro@gmail.com

5<sup>th</sup> Marcelo Pias  
*Center of Computational Sciences*  
*University of Cambridge*  
 Cambridge, England  
 pias.marcelo@gmail.com

**Abstract**—This complete research work presents the use of chatbot in the educational context for automation of care to the student of higher education. Due to the evolution of technologies in educational and professional contexts, new teaching/learning methods have been an emerging demand for today’s society. The expansion of learning modalities such as face-to-face, combined and distance learning as well as demand anywhere, at any time, has been a premise in these education systems. With the advancement of virtual learning environments (VLEs), successful interaction depends on solutions that enable efficient communication between the student and the educational context. One way to achieve this goal has been to use chatbots to respond to students’ questions in the educational field. This has become possible through artificial intelligence and natural language processing embodied in simple service platforms. The purpose of this article is to develop a chatbot that interacts with students through text messages, on subjects in a closed context, to students’ doubts about the Higher Education Institution Course. To validate chatbot performance, it will be submitted to a set of questions of the same context that were not correctly answered in the previous interactions. The results of these interactions will be analyzed in order to verify the efficiency and contribution of a chatbot as a support tool for the student. It is hoped that this study contributes to solutions for assistance automation in the learning context.

**Index Terms**—Chatbot, AVA, IBM Watson

## I. INTRODUCTION

With advances in Artificial Intelligence (AI) research to understand human thinking and behavior, new findings contribute to improved communication. Often technologies are being incorporated into devices and revolutionizing Human-Computer Interaction in Virtual Learning Environments (Moodle). In this scenario are present the virtual assistants or robots of conversation, denominated Chatterbots. A Chatbot (bot) is a virtual assistant designed to simulate a conversation by means of text messaging, similar to Short Message System (SMS) [1].

The chatbots to simulate human activities by interacting and working with students in virtual environments [2]. According

to [3], usually the interaction with a chatbot starts from the introduction of a question or sentence, by the student, then the software embarked on the chatbot answers the question, makes a comment or starts a new topic.

According to [4], a bot can be defined by two types: (i) rule-based, where its responses are defined by previously created principles, and the bot can not process information or commands outside of existing specifications. For this type of bot, intelligence is limited by the set of rules; and (ii) based on Artificial Intelligence techniques, which learn from interactions with students. These bots use Natural Processing Processing (NLP) to provide accurate and dynamic responses.

Several companies have been investing in AI, among them, IBM in recent years has been upgrading its Artificial Intelligence Web platform called Watson, which enables applications to be developed for different business models, including chat robots [5] that use NLP for human students may have natural interactions that flow freely with virtual robots [6]. In this way, the use of bot has been used as a virtual assistant to attend to students autonomously.

In recent years there has been a significant growth in the popularity of chatbots. The search for the term "Chatbot" performed on web search engines confirms this growth, through Google Trends it was possible to query the term and obtain the history from a given period, as shown in Fig. 1.

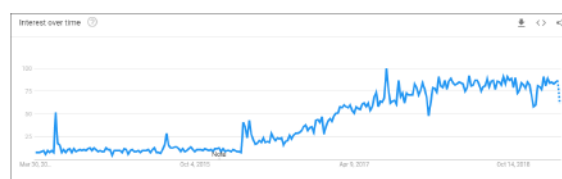


Fig. 1. Search frequency of the term Chatbot with filters: past 5 years and worldwide. (Google Trends, 2019).



From the question that forwards this work is; What is Watson? From the reading of published articles, we present some of the possible answers:

- a) It is a system of cognitive computing: inserted in the universe of Artificial Intelligence [7]. The term cognition is related to the acquisition of knowledge through some processes such as; observation, precept, association, relationship, reasoning, and memory [8].
- b) It is used to improve human performance [9] in a wide range of market segments.

In 2011 Watson gained visibility by beating two of the best human players on the Jeopardy program! an American television gameshow. According to IBM, it is capable of analyzing 200 million pages of data and answering any question accurately in less than three seconds, you can think, just teach it about your business model and then have a powerful ally capable of take decisions based on a knowledge difficult to be reached by humans.

Among the main features of Watson are:

- i. **Discovery:** market analysis, understanding its variations and based on objective data, enhance business competitiveness. Interpreting social networks and analyzing people's feelings about their company allows a clear view of Marketing Share. Analysis of objective and restricted data to your business and generating information through the correlation of documents that are often unstructured and impossible to analyze by the human being.
- ii. **Conversation:** construction of virtual assistants or bots to be used in various communication channels.
- iii. **Language:** Translation, interpretation and classification of language and to infer the most relevant information of documents.
- iv. **Vision:** Recognizing images, analyzing them, classifying using machine learning, and returning useful business information.
- v. **Empathy:** Understanding of emotions, personality analysis, values from the written text.

This work aims to develop a bot for text interaction to assist students of the distance learning mode in the use of the virtual learning environment (AVA) Moodle. To achieve this, the following specific objectives were established: Analyze pre-existing academic bot models;

- A. Identify the main chatbot development platform and their characteristics, concordances and disagreements;
- B. Monitor the interactions that produce failures and apply Machine learning to the bot in order to refine it to reduce these failures;

C. Implement and integrate the bot to AVA Moodle;

D. Evaluate the results of interactions after chatbot training.

The paper is organized as follows: Chapter II presents Chatbots in the context of teaching. The following chapter presents the methods used to create the bot, the case study for Chabot deployment, observing three axes: domain, model and knowledge base. Chapter IV presents the results and discussions. Chapter V presents the conclusion and future work.

## II. CHATBOT IN LEARNING CONTEXTS

The use of bots capable of performing automatic attendance to students is nothing new. Its efficiency in simulating conversations on specific topics from a set of pre-established questions and answers allows automating routine and repetitive tasks. In this perspective, [11] suggests a bot for library attendance with the premise that the virtual assistant offers a more interactive student experience. In order to diversify learning, [12] presents a teaching methodology based on virtual 3D worlds where a bot is used to interact with students about basic concepts in the area of software testing.

For [12], the results showed that a construction of knowledge and interaction between people in the virtual world contributes to the decrease of the isolation and the solitude of the individual. Another important work is the National Program for Rationalization of the Use of Petroleum and Natural Gas Derivatives (CONPET), which uses bots to raise awareness of the rational use of energy, [13]. CONPET developed the ED Robot, which is equipped with Artificial Intelligence, capable of interacting with thousands of students simultaneously imitating a real attendant.

The robot explains about issues related to the rational use of energy, petroleum products, the environment, natural gas and also gives tips on economy, air quality, biofuels, educational programs, alternative energy sources and other topics. To support teaching in a higher-level course, [13] implement the prototyping of a bot as a teaching method, in the classroom, for students of the Information Systems course.

The results showed gains in learning and a greater engagement of the students who participated actively in the construction of the bot. In many works, bots enable the collection and storage of information exchanged with students for potential queries in the form of reports or for analysis in decision-making [15].

The distance courses, or EAD, of Public Higher Education Institutions (IPES) in Brazil, play an important role in the training process of their students. In the Higher Education Census of 2017, carried out by INEP, the number of enrollments in undergraduate courses decreased by 0.4% between 2016 and 2017. In the distance modality, the increase is 17.6% (Fig. 2 the highest percentage recorded since 2008. Between 2007 and 2017, distance undergraduate enrollment increased by 375.2%, while in the face-to-face modality, growth was only 33.8% in the same period.

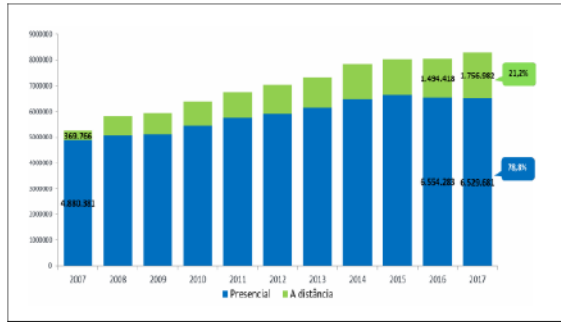


Fig. 2. Number of enrollments in Undergraduate Courses by Mode of Education 2007-2017 (INEP, 2019).

Among the actions of these courses in relation to student attendance are: clarification of doubts of academic, administrative, orientation about the courses and their pedagogical tools. In view of the constant emergence of demands for student attendance in teaching platforms, it is necessary to rethink processes for the improvement in the interaction with the student in these environments [6].

In a survey carried out at a Higher Education Institution of Southern Brazil (IES), information was obtained on the most frequent questions asked by the students in the 22 courses in the EAD mode that IES offers. The information was obtained through the information technology sector of the IES, responsible for answering the student's questions about Moodle. The main questions and questions about Moodle were used as a knowledge base for the development of an automated solution for student assistance.

In this sense, the use of bots in a first moment will help the IES in reducing the number of queries regarding doubts about Moodle. Among the technologies to develop bots are the cloud-based platforms for developing and deploying attendant bots, such as Microsoft bot Heroku among others.

According to [1] after conducting a comparative study between different web platforms for bot development, it is concluded that cloud-based platforms have a distributed synchronicity of intelligence.

According to [17], the only way to build a smart bot is to develop a response-generating model in an open conversation domain, as can be seen in Fig. 3 next: the conversation domains of the bot as open or closed. A bot in a closed conversation domain comprises a limited number of questions about a given domain, while a bot in an open conversation domain should be able to understand any question or input given by the student.

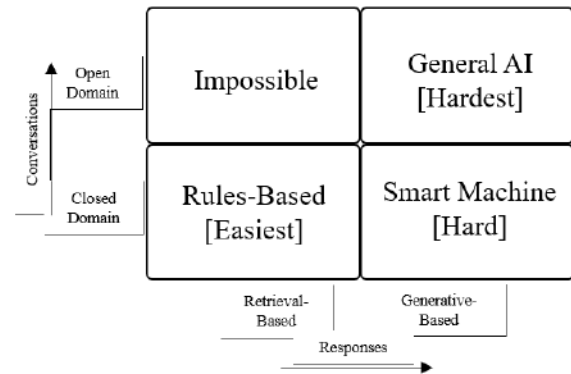


Fig. 3. Kojouharov's Chatbot Conversation Framework - adapted.

The domain understood by the bot in the context of learning consists of the set of frequently asked questions regarding the use of Moodle. In the response generation domain, a bot can have two approaches: (i) recovery-based: the bot will use a repository of pre-defined data, responses, and some kind of parameter to choose the most appropriate response based on input and context.

The parameter can be simple, as in a rule-based or complex expression, as in a set of machine learning classifiers. Anyway, these bots do not generate a new string, they just select a response in a fixed set. Generator bots are the most complex to be developed because they do not use pre-defined responses, they generate new responses from models. Generator models are typically based on Machine Translation, but instead of translating from one language to another, the translation is done from an input to an output or response. In this case, the student-robot interaction process starts from the question posed by the student. With the use of natural language processing (NLP) and AI, the interaction resembles human-to-human conversation, in which case the bot processes responses to student care.

#### A. Platforms for chatbot development

Based on the need to choose a platform for the development of chatbot, a survey was carried out to identify the main available, analyze and choose the one that best meets the proposed criteria; (i). text messaging support; (ii). multiplatform; (iii). free. The Fig. 4 shows the main platforms for the development of chatbots and their characteristics.

Features/Platform	Botpress	Botkit	MIND/LUIS	Dialogflow	Wit.ai	Lex	Chaffbot	IBM Watson
Open-source	x	x						
No coding/ customization required				x	x	x	x	x
Integrated with natural language processing	x		x	x	x	x		x
Content Management	x			x			x	x
Native natural language processing	-			x	x	x		x
Integrate bot analytics	x			x			x	x
Custom analytics	x					x		x
Modular architecture	x					x		x
Extensible	x	x				x		x
Free of slip provider lock-in	x	x	x					x
Available on-premises	x	x						x
Available on the cloud	x	x	x	x	x	x	x	x
GUI for non-technical users	x			x	x	x	x	x
Extensible dialog Management (DM)	x							x
SLA available	x							x
Voice-enable	soon		x	x				x
Support available	x							x
Connect to internal and external services	x	x	x					x
Multi-lingual	x			x			x	x
Role-based user access control (ACL)	x			x		x	x	x
Built-in Human-in-the-Loop (HITL)	x							x
All messages channels (event custom)	x	x						x

Fig. 4. MAIN PLATAFORMS FOR CRIATING BOTS.

Looking at the proposed criteria and the individual characteristics of each platform, Watson has proven to be robust, offers a free plan, is free of coding and combines NLP intent classification, conversation management.

In order to deploy bots it is necessary an architecture formed by: (i) technologies that offer simultaneous access, distance and high availability to bot, that is, that allow full- time access to students; (ii) an application responsible for the analysis and processing of the natural language of the messages sent and received; (iii) an accumulated knowledge base in charge of storing all information inherent to the bot's knowledge domain.

Students interact with the bot through an interface that can be developed, or use ready-made interfaces such as social media messaging services. The bot receives the input and forwards it to the Application module that connects to the Conversation service module, a container for the dialog flow and training data. This interprets the text, directs the flow of interaction, and gathers all the information necessary to respond to or execute a student transaction.

The Application module has the function of making the connection between the messaging services and Watson. Finally, the Analytics module is responsible for monitoring and recording and storing interactions made with students, allowing you to identify the unanswered questions successfully and thus, train the bot to answer such questions. The architecture is demonstrated in Fig. 5 below.

The Watson platform is free for up to 10,000 messages per month [18], has broad compatibility with today's leading messaging platforms and is user friendly. Some of its main highlights are:

- *Intention based on Artificial Intelligence and Entity recognition;*
- *Entity Synonym Recommendations;*

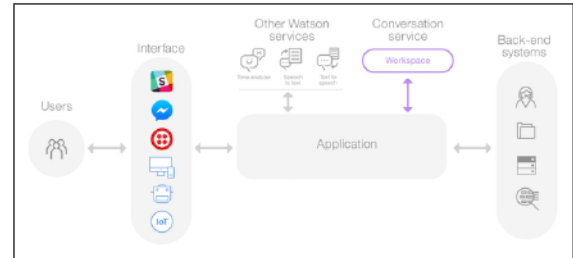


Fig. 5. Watson Assistant architecture overview (IBM, 2019).

- *Visual Editing of Dialogues, with simple response types (text, options, images, etc ...);*
- *Pre-built content available;*
- *Google Analytics dashboard with seven days of storage;*
- *5 dialogue skills, each with 100 nodes of dialogue; Shared public cloud.*

Watson has has a knowledge base, runs Natural Language Processing, hosts the application and its interface of communication and interaction in Facebook Messenger. Several successful bots operating in various industries, such as Harman Connected Services (which is part of Samsung) was featured in a prototype of the Watson embarked on a Maserati supercar. Munich Airport in Germany is also using the Watson Assistant within its Pepper robot to give visitors guidance, and Autodesk is using it to power the Autodesk Virtual Agent to respond quickly to the most common queries of customers. The Royal Bank of Scotland was one of the first to use Watson.

The bot's knowledge base is the set of rules pertaining to the topic domain, the questions and their answers to the most common questions asked by the students. The I.A. allows you to recognize words or phrases in your caller's message to process the best response based on the set of rules and responses.

For example, from the "File upload" sentence, the bot perceives and identifies the student's intention: send a file to Moodle, then it responds to the most appropriate request with the student's intention. At the end of the service, the flush for the restart of the service is triggered and the bot offers to help in any further questions with the following question "Can I help you with anything else?" And the student answers "no". The conversation closing flush is activated and the bot sends the message "At any time, you can call me" which makes it possible to restart a new service.

### III. METHODOLOGY FOR BOT DEVELOPMENT

#### A. Bot Integration

The following steps were necessary to perform the integration of the bot via Facebook Messenger interface to AVA Moodle:

Step 1: Create the API for the bot on Facebook, to get the application access Token, it is responsible for providing

permission for the Watson API to read, write or modify the bot page data.

Step 2: Connect the Bot to Facebook Messenger via the Page Access Token, generated in the creation of the API described in step 1. The page access token is required to modify and read the application settings. It is generated using a credential previously agreed between the bot and Facebook, and is then used during calls that change the settings of the entire application. It is actuated through a server-to-server call.

Generated callback URL-Webhook: This is the return address that allows the bot to receive HTTP notifications in time, from changes to objects. The Messenger Platform sends events to the bot's webhook to notify you when interactions occur. Webhook events are sent as POST requests.

Step 3: Insert the bot into the AVA Moodle: The interaction interface of the bot with AVA Moodle students was made available using the script generated by the bot's API and was added to the HTML code of the AVA page to promote interaction with the students from various distance education courses.

The preliminary tests were carried out with a set of basic doubts about AVA Moodle.

### B. Data Collection and Analysis

Bot interactions with students occurred for an established period of four weeks. At the end, the interactions were collected and analyzed and classified according to the criteria investigated. For analysis, we chose to identify and classify the interactions in three groups: 1 correct answers; 2- out-of-context questions; 3 - wrong answers.

In total, 14 interactions were performed: six correct answers, six out of context questions and two unanswered questions. Considering only the number of right answers and wrong answers, we have a percentage of 75% for the correct answers and 25% for the wrong answers, for a total of eight responses counted. Fig. 6 shows the classification of interactions.

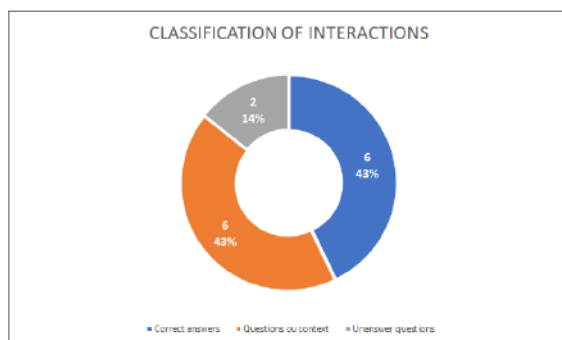


Fig. 6. Classification of interactions.

Table I shows the separate answers and classified according to the categories that were analyzed: correct answers, incorrect answers and questions out of context.

The Fig. 7 below shows the number of users who interacted with the bot within 4 weeks of use.

TABLE I  
CATEGORIZATION OF INTERACTIONS

Correct Answers	Questions out of context	Unanswered Questions
Redefinir-senha	Saia da minha tela, por favor	como me inscrever num curso pela primeira vez
Tutoriais-moodle	Quero fazer um curso de formação em tutoria	não alterei minha senha e nem usuário, não consigo acessar
Logar-se-no-moodle	Boa tarde, esse curso e para já formado?	
Como enviar mensagem	Quando voltam às aulas da minha pós?	
Matricular na disciplina	Gostaria de saber o meu número	
Enviar tarefa	Como fao para conseguir uma carteirinha de estudante?	



Fig. 7. Number of students interacting with the bot in the 4 week period.

### C. IBM WATSON application

In order to automate student service, it was proposed the application of a bot, equipped with Artificial Intelligence, from IBM's cognitive services platform to improve the students' use experience, offering them fast and assertive answers in the context of established issues.

Watson allows the construction of integrated AI conversational interfaces bots that employ on any channel, including mobile applications, customer care tools, websites and smartphones [6]. Supported by more than thirteen languages, Watson students can communicate more effectively and reach a broader global audience. Watson can also store conversations and learn how to further customize the virtual assistant interaction experience. Over time, conversations stored by Watson can become a repository of data related to student preferences engagement.

Fig. 8 below illustrates the proposed architecture for bot development.

In the proposed architecture, the student has access to the AVA Moodle web interface, through a computer or mobile devices, and AVA adds the use of technologies such as HTML, CSS, JavaScript and PHP. The application is hosted on the IBM Cloud, making it a fully web service. a knowledge base is generated "Knowledge Data-Watson". To answer the questions asked by the students the bot uses the "Watson API" to integrate with the chosen channel, in this case Facebook Messenger.

The first step in building the bot was to train you to

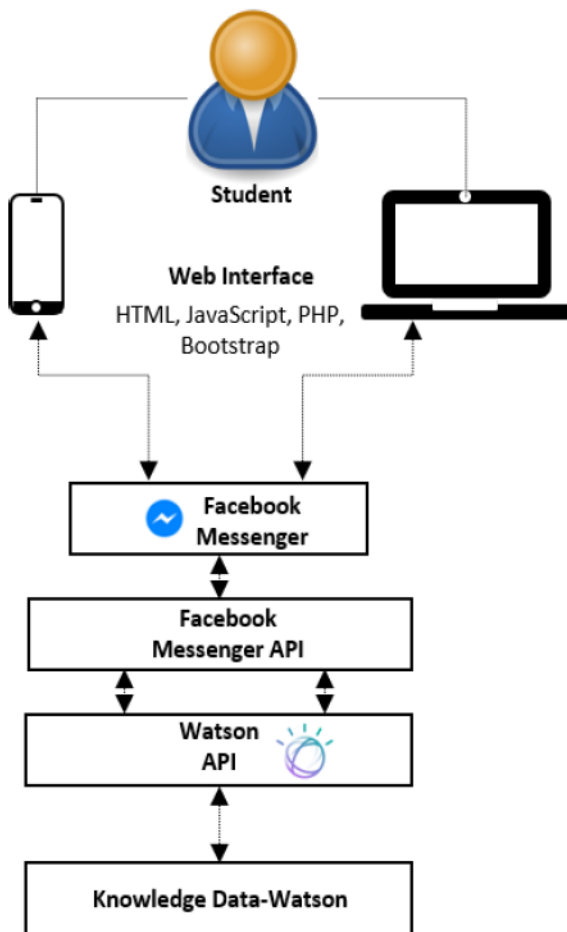


Fig. 8. Bot Watson Architecture: conversations flow.

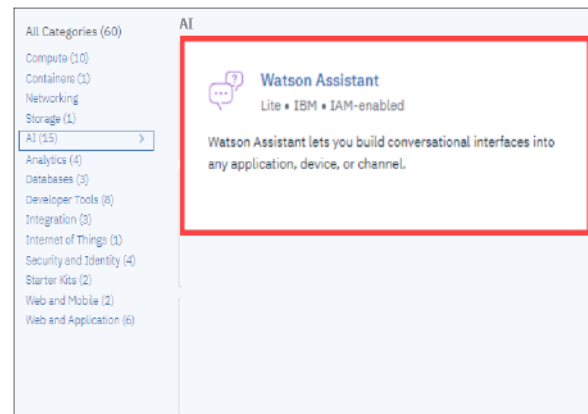


Fig. 9. Bot creation panel.

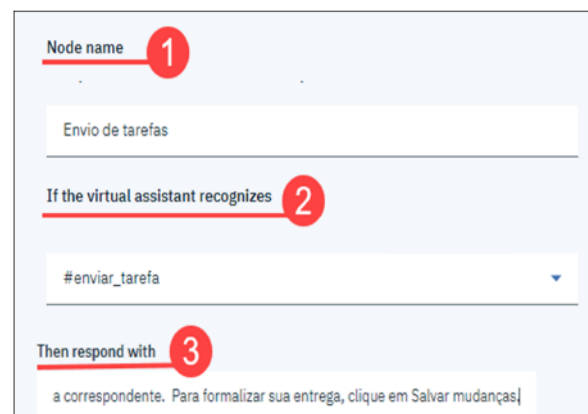


Fig. 10. Configuration of the bot's intention.

relating an intent to a possible bot response.



Fig. 11. Configuration of the response of the bot.

recognize a student's question or goal, such as paying an invoice, checking your balance, and so on. These goals are called "Intentions." It is necessary to store only a few examples of questions that the student can ask on a certain subject for the bot to become smarter. The training of the bot was carried out observing the closed contexts of the subjects defined in the first bot so that it was possible to repeat the questions of the conversations that did not obtain correct answers.

The next step was the creation of the question and answer scenario for the bot, called "Dialogue". In this way, the bot will learn to recognize the student's Intent, created in Step 1, and respond according to a predefined response. The last step in training the bot is to wait for the time for processing the training, which will depend on the amount of the "Dialogue" created. At the end, the bot can already be tested. Fig. 9 shows the step of creating the bot.

Fig. 10 shows the configuration panel of the intentions that the bot was trained to recognize. In item 1, I display the name assigned to the node related to the created context. Item 2 shows an intention created, below, in item 3 is shown some examples of possible questions of the students.

Fig. 11 shows the configuration of a dialog that consists of

Fig. 12 shows the intentions and responses created in the dialogue. At this stage the bot was trained. At the end the bot is ready to be used.

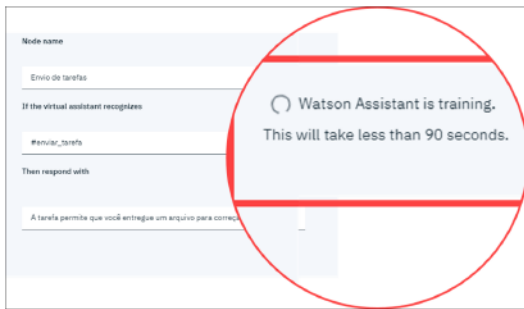


Fig. 12. Bot training.

#### IV. RESULTS AND DISCUSSIONS

In order to test the ability to understand and identify the student's intention and provide an adequate response, the questions not previously answered (see table III) by the first bot were submitted to the new bot. The bot used the Facebook Messenger interface and was integrated into AVA Moodle for testing. The result of the interaction is shown in Fig. 13. The question asked: 1 - "how do I enroll in a course for the first time" is submitted. Then the bot identifies the student's intention: 2- "#Disciplinas" and returns with the answer, 3, corresponding:

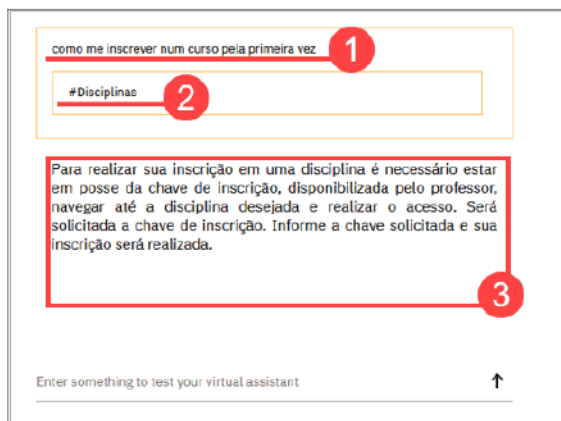


Fig. 13. Recognition bot panel.

Fig. 14 below shows the interaction of the bot created with the student using the Facebook Messenger interface.

In the tests performed, the bot is able to respond adequately to those questions not previously answered by the first bot. At the end of the interactions with the bot, students were invited to evaluate the bot's attendance. The research followed the Net Promoter Score NPS [29] model to measure the degree of customer loyalty and satisfaction of companies of any segment. From just one question it is possible to get the level of user satisfaction. Analyzing and classifying the results, we obtained: 10 students scored between 4 and 5. These students

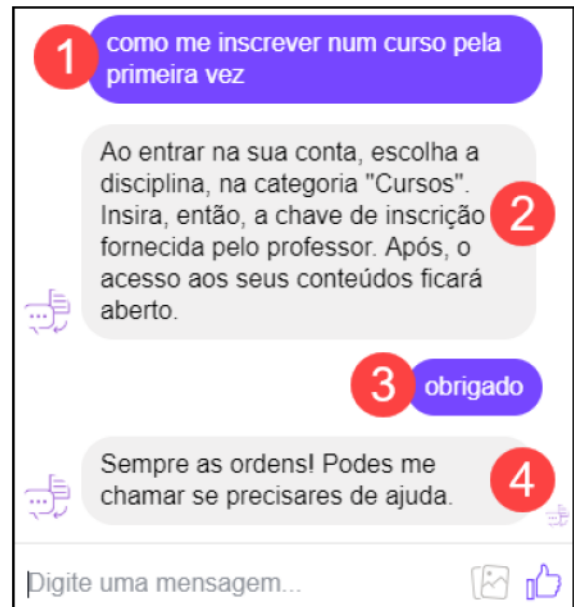


Fig. 14. Bot integrado ao Facebook Messenger: 1-pergunta; 2-inteno identificada; 3-resposta do estudante; 4-resposta do bot.

were satisfied with the attendance. And two other students were classified as neutral, they were satisfied with the service, but they did not have their expectations surpassed.

TABLE II  
RESEARCH OF SATISFACTION OF USE OF CHATBOT

Rating	Level	Quantity	Ranking	%
5	Excelent	8	Promoter	67,0
4	Very good	2	Promoter	16,5
3	Good	2	Neutral	16,5
2	Reasonable	-	Detractor	0
1	Reasonable	-	Detractor	0
0	Terrible	-	Detractor	0

Twelve students responded to the survey. To obtain the level of satisfaction NPS is necessary to perform the calculation between the difference of the percentages of the Promoter and Detrator. In this case, since the Detrator index was equal to 0, then bot service was rated as excellent. The results presented demonstrated improvements in the student use experience with the increase in the quality of the interactions responses with the bot

#### V. CONCLUSION

This work begins with the development of a conversation bot, which uses the Watson cognitive platform to support the student on the use of AVA (Moodle).

The tests were implemented through the concepts on domain development, model and knowledge base for bots were explored in this study. A preliminary test was performed connecting the bot to the Facebook messaging service and integrating it into AVA Moodle. The tests demonstrated the

acceptable functioning of the bot in the interactions with the students, however it was realized the need to be improved in the following aspects: to increase the knowledge base in the proposed context; add regional terms; learn from interactions.

However, the flexibility of developing and customizing a one-way or multiple-purpose bot offered by NLP combined with full-time attendance is an important academic resource for the EaD student. Doubts of content, tools and processes of course activities can be met in a short period of time, optimizing student service. In future work, it is hoped to empower the bot with audio and video capabilities to cater to students with special needs.

#### REFERENCES

- [1] Teixeira Primo, A. (2008). Interação mútua e interação reativa: uma proposta de estudo. *Revista FAMECOS*, 7(12), p.81.
- [2] Leonhardt, M., Castro, D., Dutra, R. and Tarouco, L. (2003). ELEKTRA: Um Chatterbot para Uso em Ambiente Educacional. *RENOTE*, 1(2).
- [3] Huang, J., Zhou, M. and Yang, D. (2007). Extracting chatbot knowledge from online discussion forums. In: In Proceedings of the 20th international joint conference on Artificial intelligence (IJCAI'07). San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., p.1.
- [4] Schlicht, M. (2019). The Complete Beginners Guide To Chatbots. [online] Chatbots Magazine. Available at: <https://chatbotsmagazine.com/the-complete-beginner-s-guide-to-chatbots-8280b7b906ca> [Accessed 10 Jun. 2018].
- [5] High, R. (2012). The era of cognitive systems: An inside look at ibm watson and how it works.. [online] Johncreid.com. Available at: [http://johncreid.com/wp-content/uploads/2014/12/The-Era-of-Cognitive-Systems-An-Inside-Look-at-IBM-Watson-and-How-it-Works\\_.pdf](http://johncreid.com/wp-content/uploads/2014/12/The-Era-of-Cognitive-Systems-An-Inside-Look-at-IBM-Watson-and-How-it-Works_.pdf) [Accessed 10 Jun. 2018].
- [6] Gheith, A., Rajamony, R., Bohrer, P., Agarwal, K., Kistler, M., White Eagle, B., Hambridge, C., Carter, J. and Kaplinger, T. (2016). IBM Bluemix Mobile Cloud Services. *IBM Journal of Research and Development*, 60(2-3), pp.7:1-7:12.
- [7] Nilsson, N. (2014). Principles of artificial intelligence.
- [8] Falzon, P., Gaines, B. and Monk, A. (2014). *Cognitive Ergonomics*. Kent: Elsevier Science.
- [9] Goel, A., Anderson, T., Belknap, J., Creeden, B., Hancock, W., Kumble, M., ... & Wiltgen, B. (2016). Using Watson for constructing cognitive assistants. *Adv. Cognit. Syst*, 4, 1-16.
- [10] Siddike, M., Kalam, A., Spohrer, J., Demirkan, H., & Kohda, Y. (2018, January). Peoples interactions with cognitive assistants for enhanced performances. In Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences.
- [11] Allison, D. (2012). Chatbots in the library: is it time?. *Library Hi Tech*, 30(1), pp.95-107.
- [12] Rosa, L. H. C., Lemos, E., Bernardi, G., & Medina, R. (2017, October). Ensino de testes de software por meio de digital Storytelling e Chatterbots. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informatica na Educação-SBIE)* (Vol. 28, No. 1, p. 797).
- [13] Inbot.com.br. (2019). Ed - Robô com Inteligência Artificial no site do Conpet para preservação de energia e recursos naturais. [online] Available at: <https://www.inbot.com.br/cases/roboed/> [Accessed 4 Jun. 2018].
- [14] Moraes, S., Santos, A., Redecker, M. (2016, November). Prototipação de Chatterbots como Método de Aprendizagem em Cursos de Computação: uma experiência em sala de aula. In *Anais do Workshop de Informática na Escola* (Vol. 22, No. 1, p. 91).
- [15] Asher, N. (2017). A Warmer Welcome: Application of a Chatbot as a Facilitator for New Hires Onboarding.
- [16] Leenaars, M., Hooijmans, C., van Veggel, N., ter Riet, G., Leeftang, M., Hooft, L., van der Wilt, G., Tillema, A. and Ritskes-Hoitinga, M. (2012). A step-by-step guide to systematically identify all relevant animal studies. *Laboratory Animals*, 46(1), pp.24-31.
- [17] Chatbots Life. (2017). Ultimate Bot Design Guide A Living Doc. [online] Available at: <https://chatbotslife.com/ultimate-bot-design-guide-a-living-doc-69a589ee0028> [Accessed 10 Jun. 2018].
- [18] Watson Assistant — IBM Cloud. (2019). Watson Assistant — IBM Cloud. [online] Available at: <https://www.ibm.com/cloud/watson-assistant/> [Accessed 25 Mar. 2019].
- [19] Alexander Gamanyuk, C. (2019). The 7 best chatbots of 2016, by popular vote. [online] VentureBeat. Available at: <https://venturebeat.com/2017/01/25/the-7-best-chatbots-of-2016-by-popular-vote/> [Accessed 10 Jun. 2018].
- [20] Chatbots Magazine. (2019). Building a Facebook Messenger Bot Within a Week. [online] Available at: <https://chatbotsmagazine.com/building-a-facebook-messenger-bot-withina-week-fad5bdfb96e> [Accessed 10 Jun. 2018].
- [21] Reichheld, F. F. (2003). The one number you need to grow. *Harvard business review*, 81(12), 46-55.