



**LUCAS TIMÓTEO DA SILVA**

**PLATAFORMA PARA AFERIÇÃO E ANÁLISE DE  
SATISFAÇÃO DE CLIENTES BASEADO EM CONTEXTO  
COM APLICAÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

**LAVRAS – MG**

**2021**

**LUCAS TIMÓTEO DA SILVA**

**PLATAFORMA PARA AFERIÇÃO E ANÁLISE DE SATISFAÇÃO DE CLIENTES  
BASEADO EM CONTEXTO COM APLICAÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, área de concentração em Inteligência Computacional, para obtenção do título de Mestre.

Prof. Ahmed Ali Abdalla Esmin (DCC/UFLA)

Orientador

**LAVRAS – MG**

**2021**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Silva, Lucas Timóteo da.

Plataforma para aferição e análise de clientes baseado em  
contexto com aplicação de inteligência artificial / Lucas Timóteo da  
Silva. - 2021.

60 p.

Orientador(a): Ahmed Ali Abdalla Esmín.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de  
Lavras, 2021.

Bibliografia.

1. Satisfação de clientes. 2. Inteligência Artificial e  
Processamento de Linguagem Natural. 3. Aplicação de  
Computação Sensível ao Contexto. I. Esmín, Ahmed Ali Abdalla.  
II. Título.

**LUCAS TIMÓTEO DA SILVA**

**PLATAFORMA PARA AFERIÇÃO E ANÁLISE DE SATISFAÇÃO DE CLIENTES  
BASEADO EM CONTEXTO COM APLICAÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, área de concentração em Inteligência Computacional, para obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 27 de abril de 2021

Prof. Dr. Ahmed Ali Abdalla Esmín      UFLA  
Dra. Teresa Cristina Monteiro Martins      UFLA  
Prof. Dr. Dárlinton Barbosa Feres Carvalho      UFSJ

Prof. Dr. Ahmed Ali Abdalla Esmín  
Orientador

**LAVRAS – MG**

**2021**

## RESUMO

Com a ascensão do modelo de negócios orientado à serviços, torna-se cada vez mais importante para as organizações assegurar requisitos de qualidade na prestação dos seus serviços. Empresas de ponta investem estrategicamente em iniciativas de satisfação do cliente, já que consumidores satisfeitos tendem a recomprar mais e podem auxiliar as empresas a reduzir o custo na aquisição de novos clientes. O objetivo deste trabalho é apresentar uma nova plataforma, que auxilie as organizações na construção e aplicação de pesquisas de satisfação de clientes, levando em consideração o contexto do consumidor. Com a utilização de diferentes técnicas computacionais que envolvem Inteligência Artificial (IA) e Processamento de Linguagem Natural (PLN) a ferramenta oferece recomendações de pesquisas similares para serem utilizadas como referência, com a construção e sugestão de questões durante o processo de elaboração de pesquisas de satisfação. Técnicas de *Context Aware Computing* (CAC) aplicadas permitem ainda, que a plataforma leve em consideração o contexto do consumidor para determinar qual melhor questão e momento para aplicação. Através de uma prova de conceito, realizada em uma Biblioteca Universitária, com o uso da plataforma, é possível observar que a plataforma é capaz de oferecer uma boa experiência aos clientes no processo de avaliação de serviços.

**Palavras-chave:** Satisfação de Clientes. Aplicação de Inteligencia Artificial. Aplicação de Processamento de Linguagem Natural. Aplicação de Computação Sensível ao Contexto.

## ABSTRACT

With the rise of the service-oriented business model, ensuring quality requirements in the provision of services becomes increasingly important for organizations. Cutting-edge companies invest strategically in customer satisfaction initiatives since satisfied consumers tend to buy back more and could help companies to reduce the cost of acquiring new customers. The purpose of this work is to present a new platform, which helps organizations in the construction and application of customer satisfaction surveys, considering the consumer context. Using different computational techniques, which involve Artificial Intelligence (AI) and Natural Language Processing (NLP), the tool offers similar research recommendations to be used as a reference, as well as the construction and suggestion of questions during the process of elaborating satisfaction surveys. The Context Aware Computing (CAC) techniques used also allow the platform to consider the consumer's context to determine the best question and time for application. Through a proof of concept, carried out in a University Library, using the platform, it is possible to observe that the platform is able to offer a good experience to customers in the service evaluation process.

**Keywords:** Customer Satisfaction. Artificial Intelligence Applications. Natural Language Processing Applications. Context Aware Computing Applications.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Exemplo de questão modelo CSAT . . . . .	17
Figura 2.2 – Hierarquia IA . . . . .	21
Figura 2.3 – Treinamento Modelo - aprendizado supervisionado . . . . .	22
Figura 2.4 – Clusterização . . . . .	23
Figura 2.5 – Modelo de Treinamento - aprendizado por reforço . . . . .	23
Figura 2.6 – Modelo de Neurônio Artificial . . . . .	25
Figura 2.7 – Redes Neurais Artificial . . . . .	26
Figura 2.8 – Aspectos PLN . . . . .	27
Figura 2.9 – Exemplo: Matriz de Coocorrências . . . . .	28
Figura 2.10 – Representação Visual de um <i>Vord Embeddings</i> . . . . .	29
Figura 2.11 – Exemplo de aplicação de <i>Named Entity Recognition</i> (NER) em uma frase . . . . .	30
Figura 2.12 – Exemplo da aplicação QG em um texto . . . . .	30
Figura 3.1 – Critérios da <i>Design Science Research</i> (DSR) segundo Hevner et al. (2004) . . . . .	37
Figura 4.1 – Exemplo de Contexto . . . . .	41
Figura 4.2 – Modelo de Dados: Organização . . . . .	42
Figura 4.3 – Conceito de Domínio de Questões . . . . .	43
Figura 4.4 – Exemplo de Questões Utilizando Modelo de Domínios . . . . .	43
Figura 4.5 – Exemplo questão binária . . . . .	44
Figura 4.6 – Exemplo questão escala <i>likert</i> . . . . .	44
Figura 4.7 – Estrutura evento . . . . .	45
Figura 4.8 – Fluxo de Funcionamento da Plataforma . . . . .	45
Figura 4.9 – Plataforma: Visão Macro dos Módulos . . . . .	47
Figura 4.10 – Fluxo de Criação Nova Pesquisa de Satisfação . . . . .	48
Figura 4.11 – Módulo de Inteligência. . . . .	49
Figura 4.12 – Fluxo Funcionamento do Módulo de Integração . . . . .	50
Figura 4.13 – Arquitetura Tecnológica . . . . .	51
Figura 5.1 – Visualização - tela de cadastro de novas organizações . . . . .	53
Figura 5.2 – Visualização - Exibição de Pesquisas Similares . . . . .	54
Figura 5.3 – Sugestão de questões . . . . .	55

Figura 5.4 – Visualização - Sugestão de questões . . . . .	55
Figura 5.5 – Visualização - Tela de busca por domínios de questão . . . . .	56
Figura 5.6 – Visualização - Interface cadastro serviços . . . . .	57
Figura 5.7 – Visualização - Tela de relatório com informações para aplicação da pesquisa . . . . .	57
Figura 5.8 – Visualização - Aplicativo de coleta . . . . .	59
Figura 5.9 – Visualização da tela de acompanhamento em tempo real . . . . .	60



## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Trabalhos relacionados e sua natureza . . . . .	35
Tabela 5.1 – Perguntas aplicadas no experimento . . . . .	62
Tabela 5.2 – Avaliações do experimento. . . . .	63

## LISTA DE ABREVIATURAS

**CAC** *Context Aware Computing*

**CBOW** *Continuous Bag-of-Words*

**CSAT** *Customer Satisfaction Score*

**CES** *Customer Effort Score*

**DL** *Deep Learning*

**DSR** *Design Science Research*

**IA** *Inteligência Artificial*

**ML** *Machine Learning*

**NER** *Named Entity Recognition*

**NPS** *Net Promoter Score*

**PLN** *Processamento de Linguagem Natural*

**QA** *Question Answer*

**QG** *Question Generator*

**RNA** *Redes Neurais Artificiais*

**UFLA** *Universidade Federal de Lavras*

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO . . . . .	11
1.1	Contextualização . . . . .	11
1.2	Problema, Objetivos e Hipóteses . . . . .	12
1.3	Justificativas e Motivação . . . . .	14
1.4	Estrutura do Trabalho . . . . .	15
2	CONCEITOS, TECNOLOGIAS APLICADAS E TRABALHOS RELACIONADOS . . . . .	16
2.1	Satisfação do Consumidor e Formas de Avaliação . . . . .	16
2.1.1	<i>Customer Satisfaction Score</i> (CSAT) . . . . .	17
2.1.2	<i>Net Promoter Score</i> (NPS) . . . . .	17
2.1.3	<i>Customer Effort Score</i> (CES) . . . . .	18
2.2	<i>Context Aware Computing</i> (CAC) . . . . .	18
2.3	Inteligência Artificial (IA) . . . . .	20
2.3.1	<i>Machine Learning</i> (ML) . . . . .	21
2.3.1.1	Aprendizado Supervisionado . . . . .	21
2.3.1.2	Aprendizado Não Supervisionado . . . . .	22
2.3.1.3	Aprendizado por Reforço . . . . .	23
2.3.2	<i>Deep Learning</i> ( <i>Deep Learning</i> (DL)) ou Aprendizado Profundo	23
2.3.2.1	Redes Neurais Artificiais (RNA) . . . . .	25
2.4	Processamento de Linguagem Natural (PLN) . . . . .	26
2.4.1	<i>Word Embeddings</i> . . . . .	28
2.4.2	<i>Named Entity Recognition</i> (NER) . . . . .	29
2.4.3	<i>Question Generator</i> (QG) . . . . .	30
2.5	Trabalhos Relacionados . . . . .	30
2.6	Considerações . . . . .	36
3	METODOLOGIA . . . . .	37
3.1	Procedimentos Metodológicos . . . . .	38
4	Desenvolvimento da Plataforma . . . . .	40
4.1	Arquitetura . . . . .	40
4.1.1	Módulo de Administração . . . . .	47
4.1.2	Módulo de Inteligência . . . . .	48

4.1.3	Módulo de Coleta . . . . .	49
4.1.4	Módulo de Integração . . . . .	50
4.2	Projeto Tecnológico . . . . .	51
5	RESULTADOS OBTIDOS . . . . .	52
5.1	Protótipo . . . . .	52
5.2	Avaliação do Protótipo . . . . .	60
5.2.1	Discussão . . . . .	62
6	CONCLUSÃO . . . . .	64
6.1	Síntese . . . . .	64
6.2	Contribuições . . . . .	64
6.3	Limitações . . . . .	65
6.4	Trabalhos Futuros . . . . .	65
	REFERÊNCIAS . . . . .	67

## 1 INTRODUÇÃO

Para um melhor entendimento do propósito deste trabalho este capítulo traz a contextualização (Seção 1.1), o problema, objetivos e hipóteses (Seção 1.2), a justificativas e motivação do desenvolvimento (Seção 1.3). E por fim, na Seção 1.4 é descrita a organização deste documento.

### 1.1 Contextualização

Com a ascensão do modelo de negócios orientado a serviços, torna-se cada vez mais importante para as organizações assegurarem requisitos de qualidade na prestação dos seus serviços. Empresas de ponta investem estrategicamente em iniciativas de satisfação do cliente, já que consumidores satisfeitos tendem a recomprar mais.

Consumidores satisfeitos podem auxiliar as empresas a reduzir o custo na aquisição de novos clientes, visto que, isso pode acontecer por meio de recomendações positivas à amigos e familiares. Outro benefício percebido, é que clientes satisfeitos tendem a perdoar quando ocorre alguma falha ocasional, seja de um produto ou serviço, permanecendo fiéis a empresa (MITTAL; FRENNEA, 2010).

A necessidade de avaliar serviços existe também no setor público. Silva, Pedrosa e Gomes (2020) relatam a importância dessa avaliação de satisfação de usuários, dando ênfase à serviços públicos, para isso, citam diferentes benefícios obtidos das avaliações dos serviços públicos como o aumento da confiança nos governos, maior engajamento entre cidadãos e prestadores de serviço, dentre outros. Dada essa importância de aferir a satisfação dos clientes, diferentes metodologias foram desenvolvidas para aplicar pesquisas de avaliação da satisfação de consumidores como *Net Promoter Score* (NPS)<sup>1</sup>, *Customer Satisfaction Score* (CSAT)<sup>2</sup>, *Customer Effort Score* (CES)<sup>3</sup>, entre outras.

Portanto, a finalidade deste trabalho não é propor uma nova metodologia de avaliação de satisfação de clientes, mas sim, apresentar e entregar uma nova solução de software com recursos que aprimorem as abordagens já existentes.

Dessa forma, em busca de enriquecer os processos de avaliação tradicional para aferição e análise de satisfação, é apresentado o protótipo de uma plataforma inteligente

---

<sup>1</sup> Descrito na seção: 2.1.2

<sup>2</sup> Descrito na seção: 2.1.1

<sup>3</sup> Descrito na seção: 2.1.3

que leva em consideração o contexto tanto do cliente como do serviço consumido. Para este trabalho, o contexto é delimitado aos atributos de dados do cliente (perfil, histórico de consumo, localização e etc), do serviço (localização, horário funcionamento) e do consumo (momento do consumo, quantidade de consumo, dados de outras avaliações e etc).

Essa plataforma abrange desde o processo de criação das pesquisas, com sugestões e criação de questões para avaliação dos serviços, até a coleta de dados (*feedbacks*), selecionando quais questões devem ser aplicadas à quais clientes considerando o contexto no momento da aplicação.

Para tal, será necessária a utilização de diferentes tecnologias computacionais. Para facilitar o entendimento sobre a plataforma no decorrer da descrição desse trabalho foram definidos dois atores no desenvolvimento da mesma:

- *Aplicador de Pesquisa*: Refere-se a uma ou mais pessoas responsáveis pelo processo de construção, aplicação e análise de uma pesquisa de satisfação. Este ator representa à organização;
- *Cliente*: Pode ser cliente no caso de serviços privados ou o usuário-cidadão em caso de serviços públicos. Sendo sempre o consumidor de serviços, é ele que fornece os *feedbacks* em relação à sua experiência (satisfação) com o serviço.

## 1.2 Problema, Objetivos e Hipóteses

É válido destacar que mesmo com o uso de ferramentas para auxiliar nos processos de avaliação, aferir a satisfação do cliente por meio de uma pesquisa pode demandar significativa quantidade de tempo, esforço e conhecimento técnico por parte de seus aplicadores, uma vez que existem diversas dificuldades inerentes aos processos de avaliação.

Logo, para realizar o processo de avaliação da satisfação de clientes, muitas das vezes sem instrumentos adequados, as organizações - frequentemente - recorrem ao uso de ferramentas como o *Google Forms*, *SurveyMonkey* ou ferramentas similares, que permitem a criação e distribuição de formulários com questões referentes às atividades e serviços da organização, com o intuito de aferir a qualidade percebida pelo cliente.

Tomando por exemplo disso, as universidades, onde as formas mais disseminadas de avaliação constituem-se em levantamento de dados na modalidade de questionários,

com um conjunto de questões sobre assuntos consideradas importantes no desempenho dessa (GATTI, 2006).

Ressalta-se que, para algumas das dificuldades, as ferramentas geralmente utilizadas oferecem pouco ou nenhum auxílio, por exemplo, o processo de verificar a qualidade do serviço exige uma descrição correta, precisa e rigorosa que abrange todas as fases possíveis do ciclo de vida do serviço (KRITIKOS et al., 2013). Sendo assim, mesmo com a utilização de *templates* de formulários/pesquisas ainda são necessárias adaptações para a realidade individual de cada organização.

Outro agravante, é a importância de considerar que o humor, as expectativas e os objetivos de um cliente modificam sua experiência (HASSENZAHN; TRACTINSKY, 2006). Logo, é importante ponderar o contexto para aplicar a pergunta certa, para o cliente certo, no momento certo. Portanto, o desafio consiste exatamente em determinar a melhor questão, o melhor momento e o cliente certo para aplicação de uma pergunta em função de um contexto.

Sendo assim, o objetivo desse trabalho é apresentar o protótipo de uma plataforma inteligente que abrange desde o processo de criação das pesquisas - com sugestões e criação de questões para avaliação dos serviços - até a coleta de dados, selecionando quais questões devem ser aplicadas as quais clientes considerando o contexto. Para isso, utilizou-se diferentes tecnologias computacionais como técnicas IA, PLN e CAC para auxiliar o processo de construção da plataforma.

Dessa forma, este trabalho foi desenvolvido norteado pela hipótese que o melhor cenário é aquele onde os clientes sejam questionados em uma curta janela de tempo, entre o consumo do serviço e a coleta da avaliação, com perguntas sucintas e diretas ao invés de responder a questionários, muitas das vezes extensos, referentes a serviços que foram consumidos há muito tempo, alguns dos quais o usuário pode não se lembrar de como foi sua experiência. Obtendo assim, uma avaliação mais fiel ao seu sentimento com relação a determinado serviço. Sendo assim, com o objetivo de construir um caminho para validação desta hipótese, foi definida a seguinte questão de pesquisa, que é avaliada neste trabalho.

A plataforma proposta é capaz de oferecer uma boa experiência aos clientes no processo de avaliação de serviços?

### 1.3 Justificativas e Motivação

O processo de construção de uma pesquisa de satisfação pode demandar significativa quantidade de tempo e esforço, envolvendo conhecimento do assunto, do contexto e conhecimentos de área técnica para análise de dados. Sendo assim, a aplicação de tecnologias pode facilitar esse processo, mitigando algumas das dificuldades que são inerentes aos procedimentos.

Uma vez que, o aumento do uso de tecnologias têm feito parte do cotidiano das pessoas, favorecendo a construção de novas soluções, o uso de IA, por exemplo, permite que seja inserido em plataformas, comportamentos dinâmicos, que podem auxiliar tanto na construção de pesquisas como na aplicação das mesmas. Já que, essas permitem que uma variedade de comportamentos humanos inteligentes, tais como: percepção, memória, emoção, julgamento, raciocínio, reconhecimento, dentre outros, sejam realizados artificialmente por computadores (LI; DU, 2017).

Ainda nesse escopo, o uso de técnicas de PLN permite que aplicações possam interagir com seus usuários por meio de uma linguagem natural, ainda que de maneiras limitadas (LYTINEN, 2005). Essa capacidade pode ser útil para auxiliar aplicadores na construção das pesquisas, oferecendo sugestões personalizadas de questões.

Assim, adicionalmente, para auxiliar a plataforma na seleção de qual questão será aplicada ao cliente com base no seu contexto, conta-se com as técnicas de CAC que refere-se à capacidade de uma aplicação estar ciente de seu ambiente físico ou situação e responder de forma proativa e inteligente com base em tal conhecimento (YÜRÜR et al., 2016).

Dessa forma, a aplicação dos recursos citados permite desenvolver uma plataforma **inteligente, colaborativa e incremental**, ou seja, permite construir um modelo capaz de utilizar dados de todas as pesquisas construídas e aplicadas, pela plataforma, para aprender e se aperfeiçoar de maneira contínua.

Portanto, a possibilidade de facilitar e melhorar o processo de construção e aplicação de pesquisas de satisfação, com o uso de técnicas computacionais, reforçam a importância deste trabalho.



## 1.4 Estrutura do Trabalho

Além desse capítulo este trabalho está organizado da seguinte maneira: O Capítulo 2 apresenta os conceitos, tecnologias aplicadas e trabalhos relacionados a esse projeto de pesquisa. Em seguida, o Capítulo 3 apresenta a metodologia seguida para o desenvolvimento do protótipo idealizado. Já no Capítulo 4 a estrutura da plataforma é descrita. No Capítulo 5 a plataforma e o experimento realizado são apresentados. Por fim, o Capítulo 6 apresenta a conclusão deste trabalho de pesquisa e os trabalhos futuros.

**Capítulo 2** - apresenta os principais conceitos para elaboração e execução deste trabalho; nele são expostos os conceitos sobre satisfação do consumidor e formas de avaliação. Também são explorados assuntos sobre CAC, IA, Machine Learning (ML), DL e PLN esses, como mencionado, serviram para nortear as diretrizes seguidas para realização deste trabalho.

**Capítulo 3** - apresenta a metodologia seguida para o desenvolvimento do protótipo, a saber DSR.

**Capítulo 4** apresenta o projeto e desenvolvimento realizados, nesse capítulo é apresentado o modelo conceitual e os módulos (administração, inteligência, coleta e integração) da plataforma.

**Capítulo 5** - apresenta os resultados esperados, nele aparecem o artefato produzido (com exibição das interfaces) e prova de conceito realizada para avaliar o mesmo.

**Capítulo 6** - apresenta a conclusão deste projeto, resumindo os resultados em relação aos objetivos. São apresentadas as contribuições e as propostas para os trabalhos futuros.

## 2 CONCEITOS, TECNOLOGIAS APLICADAS E TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são apresentados os principais conceitos dos temas estudados para desenvolvimento do trabalho. O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 2.1, diz sobre qualidade de serviços, satisfação do consumidor e formas de avaliação. Na Seção 2.2 é apresentado o conceito de CAC. Os conceitos sobre IA e PLN são apresentados nas Seções 2.3 e 2.4. Por fim, os trabalhos relacionados são apresentados na Seção 2.5, seguido das considerações sobre os temas estudados na Seção 2.6.

### 2.1 Satisfação do Consumidor e Formas de Avaliação

Empresas de ponta investem estrategicamente em iniciativas de satisfação do cliente, já que consumidores satisfeitos tendem a recomprar mais. Além disso, podem auxiliar as empresas a reduzir o custo na aquisição de novos clientes, visto que, isso pode acontecer por meio de recomendações positivas a amigos e familiares.

Do mesmo modo, outro benefício percebido, é que clientes contentes tendem a permanecer quando ocorre alguma falha ocasional, seja de um produto ou serviço, permanecendo fiéis a empresa (MITTAL; FRENNEA, 2010).

Satisfação é a avaliação do cliente para um produto ou serviço em termos de ele atender as expectativas e necessidades deste cliente. O fracasso em atender a essas necessidades e expectativas é entendido como a causa da insatisfação com o produto ou serviço.

Além da noção de realização diante do conhecimento de que as necessidades de uma pessoa foram atendidas, a satisfação também pode ser relacionada a outros tipos de sentimentos, dependendo do contexto ou do serviço. Por exemplo, a satisfação pode ser vista como contentamento - uma reação passiva que os clientes associam a serviços, sobre os quais eles nem sempre refletem, ou a serviços que recebem rotineiramente. É possível que a satisfação também seja vinculada ao sentimento de prazer por serviços que fazem o cliente se sentir bem, ou com um sentimento de felicidade. Para os serviços que surpreendem positivamente o cliente, satisfação pode significar encantamento. Em algumas situações, nas quais a eliminação de algo negativo leva à satisfação, o cliente manifesta um sentimento de alívio. Por fim, a satisfação é relacionada a sentimentos de ambivalência, em que há uma mescla de experiências positivas e negativas envolvendo o produto ou serviço.

(ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2014).

Para isso, ao longo do tempo, diferentes metodologias, estratégias e métricas foram desenvolvidas para aferir a satisfação de clientes, abaixo segue uma breve descrição de três

das principais métricas de avaliação (SILVA; PEDROSA; GOMES, 2020; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2014).

### 2.1.1 *Customer Satisfaction Score (CSAT)*

O CSAT é uma medida de satisfação do cliente. Na prática, a aplicação de pesquisa de satisfação com o CSAT consiste em aplicar questionários com questões em forma de escala, onde ele deve apontar o seu nível de satisfação em relação a uma experiência anterior de consumo.

Nessa medida não existe um padrão de escala, podem ser utilizadas medidas numéricas (0 a 5), medidas de intervalo (péssimo - ótimo, nada satisfeito - muito satisfeito) ou até mesmo o uso de recursos visuais, como por exemplo o uso de *emojis*, para coletar os *feedbacks* dos clientes.

Figura 2.1 – Exemplo de questão modelo CSAT

QUESTÃO

Como você avalia nosso atendimento?

Muito ruim Ruim Satisfatório Bom Muito bom

Fonte: Do autor (2021).

### 2.1.2 *Net Promoter Score (NPS)*

Atualmente o NPS, proposta em 2003, é um tipo de avaliação muito difundida, pois a aplicação de pesquisas com NPS busca ter entendimento a respeito da lealdade (fidelidade) de um cliente e o quão satisfeito ele está com a empresa.

Esse tipo de avaliação consiste na aplicação de uma questão simples e objetiva:

*“Em uma escala de 0 a 10, quanto você recomendaria a Empresa X para um amigo?”*

Para isso, existem três diferentes classificações de clientes em relação às respostas:

- *Promotores*: São os clientes que avaliam a empresa com nota 9 ou 10, são provavelmente consumidores leais que mantém-se ligados à empresa e a recomendam aos amigos e familiares;

- *Neutros / Passivos*: São os consumidores que avaliam a empresa com nota 7 ou 8, não são considerados insatisfeitos nem leais;
- *Detratores*: São os clientes que avaliam com nota 0 a 6, são considerados clientes insatisfeitos que provavelmente irão criticar a empresa ou marca.

Para realizar o cálculo do NPS é usada uma fórmula simples, a saber:

$$\text{NPS} = \% \text{ clientes promotores} - \% \text{ clientes detratores}$$

Vale ressaltar, que é recomendado ainda, que exista um espaço aberto, opcional, em que o cliente possa fazer considerações referentes a sua avaliação da empresa.

### 2.1.3 *Customer Effort Score (CES)*

No modelo CES, apresentado por Dixon, Freeman e Toman (2010), o cliente é questionado a respeito de quanto esforço foi necessário em uma interação de consumo. Nesse modelo, a ideia é que organizações possam facilitar as atividades do consumidor para fideliza-lo.

A questão a seguir apresenta a base do modelo:

“O quanto você se esforçou para [USAR PRODUTO/SERVIÇO X] ?”

As alternativas para tal envolvem uma escala de 0 (pouco esforço) à 5 (muito esforço). Neste caso, quanto menor a nota (menor esforço do cliente) melhor.

Dessa forma, ao mesmo tempo que a simplicidade dessas métricas é um ponto forte, isso também pode ser um ponto fraco, por dificultar a compreensão de quem aplica a pesquisa sobre a razão de uma avaliação negativa, por exemplo. Assim, a aplicação de um contexto pode ser utilizada para colaborar nesse aspecto.

## 2.2 *Context Aware Computing (CAC)*

Contexto, pode ser considerado como qualquer informação que possa ser usada para caracterizar a situação de uma entidade, em que a entidade pode ser uma pessoa, um local, um objeto físico ou um objeto computacional . Segundo Tan et al. (2012) o contexto pode ser dividido em:

- *Contexto do dispositivo*: incluindo conectividade de rede, custos e recursos de comunicação, etc.
- *Contexto do usuário*: incluindo perfil, posição geográfica, vizinhos, situação social, etc.
- *Contexto físico*: incluindo temperatura, nível de ruído, intensidade de luz, condições de tráfego, etc.
- *Contexto temporal*: incluindo dia, semana, mês, estação, ano, etc.

Sendo assim, o *context awareness* ou CAC pode ser definido como o uso do contexto para fornecer informações e/ou serviços relevantes ao usuário (ABOWD et al., 1999). Em outras palavras, CAC refere-se à capacidade de uma aplicação estar ciente de seu ambiente físico ou situação e responder de forma proativa e inteligente com base em tal conhecimento (YÜRÜR et al., 2016).

Deste modo, CAC permite que aplicações tenham consciência do contexto através de inferências realizadas a partir de dados coletados (SUBBU; VASILAKOS, 2017). Aplicações com CAC podem ser passivas, em que os sistemas monitoram constantemente o ambiente e oferecem sugestões apropriadas aos usuários, para que possam realizar ações. Por exemplo, ao entrar em um *shopping center*, a aplicação pode alertar o usuário com uma lista de produtos com desconto a serem considerados.

Para isso, é necessário que as aplicações identifiquem a localização do usuário e correlacione sua localização com pontos de referência, como lojas, restaurantes, etc (SUBBU; VASILAKOS, 2017).

Alternativamente, sistemas ativos monitoram continuamente a situação e agem de forma autônoma. Por exemplo, o sistema pode monitorar, identificar um ambiente e modificar o perfil sonoro do celular de um usuário (PHITHAKKITNUKON; DANTU, 2010).

Com isso, a ideia-chave por trás dos aplicativos sensíveis ao contexto é incentivar usuários a coletar, analisar e compartilhar conhecimento sensorial local na finalidade de um uso comunitário em grande escala, criando uma rede inteligente (YÜRÜR et al., 2016).

Nessas aplicações com CAC sensores não são apenas descritos como dispositivo físicos, mas também como uma fonte de dados que pode ser útil para a representação do contexto. A informação contextual coletada pode variar num sentido amplo em termos

de especificação e representação de um fenômeno no mundo real. Os sensores podem ser classificados da seguinte forma (YÜRÜR et al., 2016):

- *Sensores físicos*: referem-se a sensores que podem capturar qualquer dado pertencente ao mundo físico (por exemplo: GPS - localização; acelerômetro - atividade; etc);
- *Sensores virtuais*: uma fonte de dados obtidos por meio de inferência cognitiva (por exemplo: informações de localização inseridas manualmente através de serviços de redes sociais ou poder de computação de dispositivos, etc);
- *Sensores lógicos*: definem a combinação de sensores físicos e virtuais, com informações adicionais obtidas através de várias fontes por interações do usuário (por exemplo: bancos de dados, arquivos de log, etc).

### 2.3 Inteligência Artificial (IA)

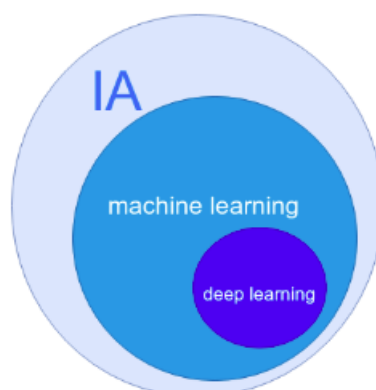
Nos últimos anos a IA tem atraído a atenção, como uma ferramenta para o crescimento econômico em países desenvolvidos e em desenvolvimento. Essa atenção tem sido focada, principalmente, no desenvolvimento de novas tecnologias de comunicação e automação (LU et al., 2018).

Chama-se de IA, uma variedade de comportamentos humanos inteligentes, que podem ser realizados artificialmente por máquinas, sistemas ou rede, tais como: percepção, memória, emoção, julgamento, raciocínio, reconhecimento e assim por diante (LI; DU, 2017).

Assim, as técnicas de inteligência artificial podem ser utilizadas para resolver de problemas simples à problemas complexos. Atualmente, a IA está presente em diversas atividades do cotidiano, com aplicações que vão de simples sistemas em máquinas de lavar até soluções robustas em ferramentas para diagnóstico médico (COPPIN, 2015).

Dentro da área de estudos de IA existem diversos subcampos, um bastante conhecido é o aprendizado de máquina ou ML, que possui, dentre outros, o subcampo conhecido como *Deep Learning*. A Figura 2.2 ilustra essa composição.

Figura 2.2 – Hierarquia IA



Fonte: Do autor (2021).

### 2.3.1 *Machine Learning* (ML)

Ao longo dos últimos anos, com o aumento do poder de processamento a linha de pesquisa conhecida como *Machine Learning* ou Aprendizado de Máquina vem ganhando importância. O ML é um subconjunto da IA, em que algoritmos são aplicados para analisar dados e tomar decisões com base no que o computador aprendeu.

Dessa forma, pode-se dizer que o *Machine Learning* se tornou um dos pilares da tecnologia da informação, presente no cotidiano das pessoas, porém quase sempre de maneira transparente. (SMOLA; VISHWANATHAN, 2008).

Vale ressaltar que, existem diferentes formas de treinar (ensinar) o computador com algoritmos de ML como: aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado e aprendizado por reforço. Nas próximas seções (2.3.1.1, 2.3.1.2 e 2.3.1.3) são apresentados mais detalhes sobre essas abordagens.

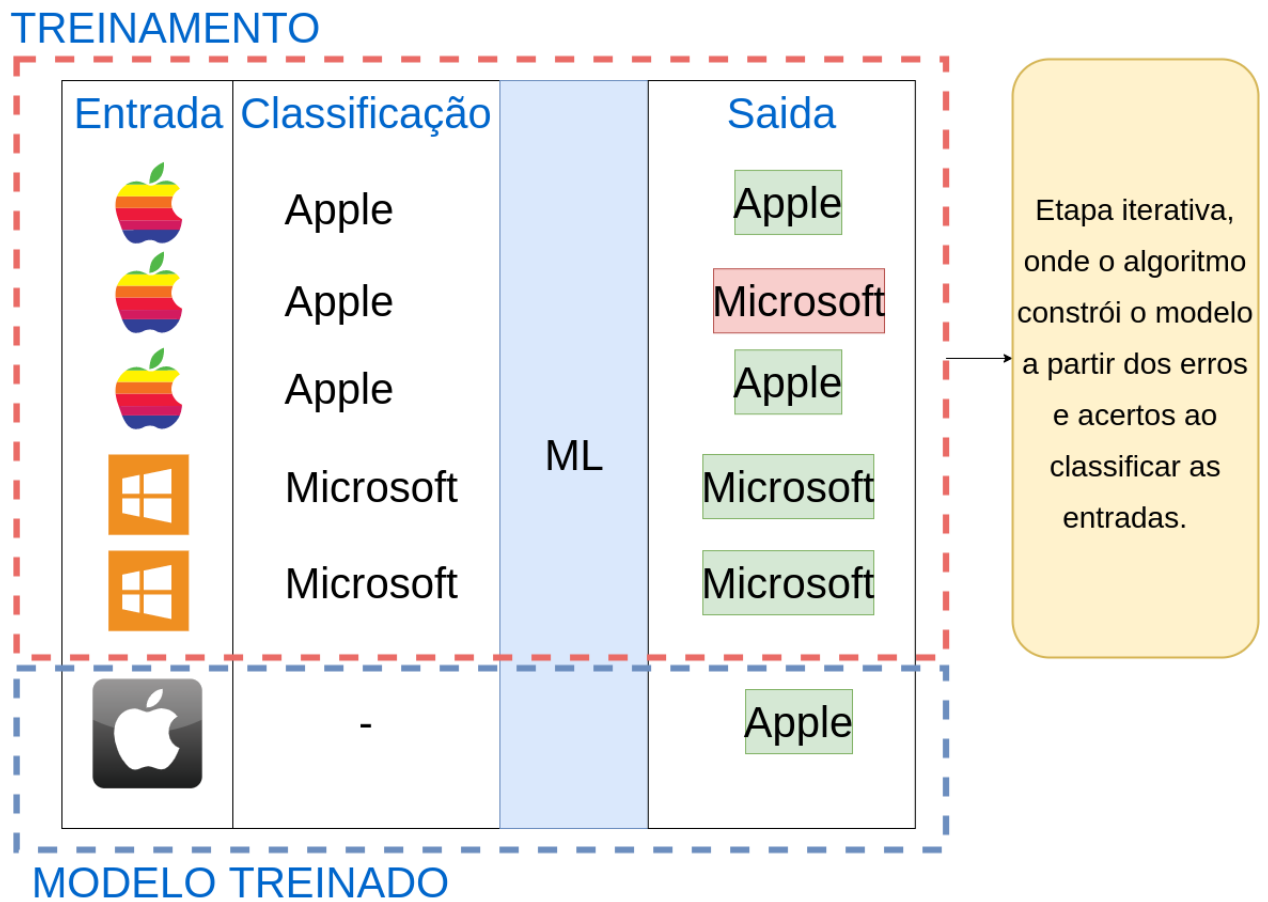
#### 2.3.1.1 **Aprendizado Supervisionado**

Em uma abordagem de aprendizado supervisionado, o modelo é treinado a partir de dados previamente rotulados, ou seja, a partir de exemplos. Pressupõe-se que haja uma relação entre os exemplos e seus rótulos.

Esse aprendizado é utilizado em problemas de classificação e regressão. Sendo que, as técnicas de classificação buscam compreender e prever variáveis. Já as técnicas de regressão buscam descobrir como uma variável é afetada em função de oscilações em outras variáveis.

A Figura 2.3 exemplifica o processo de treinamento de um modelo por uma abordagem de aprendizado supervisionado.

Figura 2.3 – Treinamento Modelo - aprendizado supervisionado



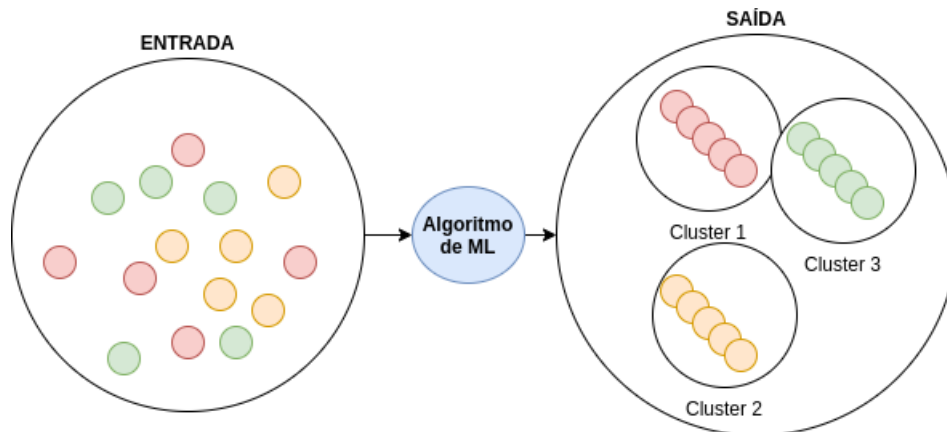
Fonte: Do autor (2021).

### 2.3.1.2 Aprendizado Não Supervisionado

As abordagens de aprendizado **não** supervisionado permitem que o computador aprenda sem que seja necessário dados com exemplos pré-rotulados, o objetivo é que o algoritmo faça inferências e encontre padrões em dados. Podendo ser utilizadas, por exemplo, em processos de clusterização. A Figura 2.4 exemplifica o processo de clusterização.



Figura 2.4 – Clusterização



Fonte: Do autor (2021).

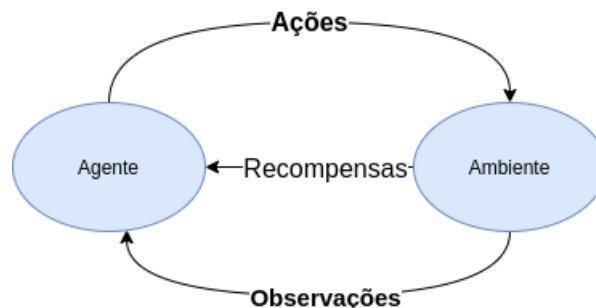
### 2.3.1.3 Aprendizado por Reforço

Muitos especialistas acreditam que esse é o tipo de aprendizagem que mais se assemelha à forma como humanos aprendem.

O aprendizado por reforço é baseado na observação de que os animais solucionam problemas difíceis em condições incertas, explorando as várias opções no ambiente e aprendendo com seus resultados. À medida que o aprendizado melhora, a exploração diminui, levando à pura exploração da melhor estratégia encontrada no processo (SEJNOWSKI, 2020).

Nesse aprendizado o algoritmo (agente) interage com o ambiente recebendo dados (observações), tomando decisões e executando ações, sendo recompensado conforme a decisão tomada, em um processo iterativo. (FILATRO, 2020). A Figura 2.5 exemplifica o processo.

Figura 2.5 – Modelo de Treinamento - aprendizado por reforço



Fonte: Do autor (2021).

### 2.3.2 *Deep Learning* (DL) ou Aprendizado Profundo

O Deep Learning (DL) ou Aprendizado Profundo é um subconjunto do ML, como já apresentado na Figura 2.2.

Desse modo, as técnicas convencionais de ML são limitadas em sua capacidade de processar dados em sua forma bruta. Portanto, durante muito tempo, para construir modelos de ML era necessário antes, construir um extrator de características que fosse capaz de transformar dados brutos em **representações** entendíveis para o modelo, como por exemplo, transformar os valores de *pixel* de uma imagem em uma matriz de dados. A construção do extrator para gerar **representações** exige engenharia, experiência e conhecimento do problema que se deseja resolver.

Para isso, a aprendizagem de **representações** permite que o algoritmo de aprendizado seja alimentado com dados brutos e descubra de maneira automática as representações necessárias para os modelos (exemplos: reconhecimento de padrão e classificadores). Assim, os métodos de DL são métodos de aprendizagem de **representações**, em que várias camadas, de representação, são obtidas com as camadas sucessivas de representações, cada vez mais significativas (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015; CHOLLET et al., 2018).

Portanto, o *deep* ou profundo não é uma referência a uma compreensão mais profunda obtida com a abordagem, representa, na verdade, a ideia de um número maior de camadas de processamento, quanto mais camadas, maior a profundidade do modelo (CHOLLET et al., 2018).

Pode-se dizer ainda, que a principal característica do DL é que as camadas de recursos não são projetadas por humanos, elas são aprendidas a partir de dados brutos com procedimentos de DL com aprendizado de propósito geral. Inclusive, LeCun, Bengio e Hinton (2015) acreditam no sucesso do DL por requerer pouca engenharia manual (intervenção humana), podendo assim, aproveitar o constante aumento na capacidade de computação e no número de dados disponíveis.

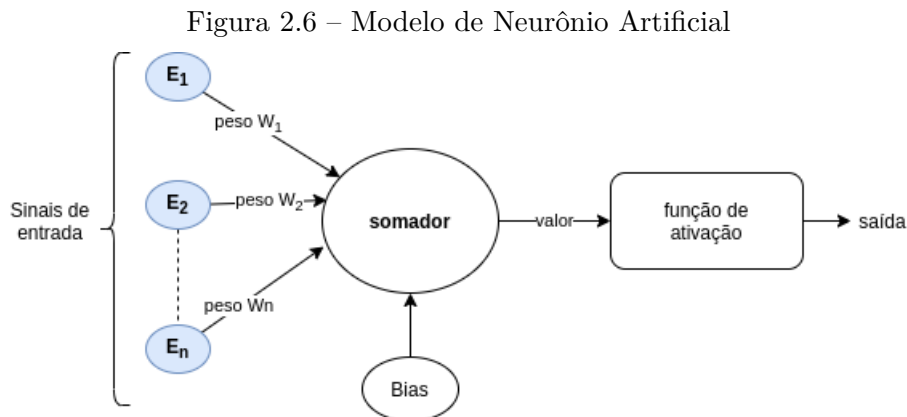
De modo que, na maioria das vezes, as camadas são aprendidas por meio de modelos chamados de **redes neurais artificiais**. Na Seção 2.3.2.1 são apresentados detalhes acerca do modelo.

Por fim, é importante destacar que o uso de DL têm produzido resultados promissores em várias áreas, em especial em tarefas de PLN, principalmente em tarefas de análise de sentimentos, *Question Answer* (QA) ou atendimento à perguntas e tradução. A Seção 2.4 apresenta o conceito de PLN mais detalhadamente.

### 2.3.2.1 Redes Neurais Artificiais (RNA)

As redes neurais são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico, uma rede neural é formada por um conjunto de unidades de processamento (neurônios artificiais), que podem se comunicar enviando informações uma as outras por meio de determinadas conexões.

Dessa forma, o neurônio é uma unidade de processamento fundamental dentro de uma estrutura de rede neural. A Figura 2.6 mostra o modelo básico de um neurônio, nela é possível observar alguns elementos básicos, listados abaixo:

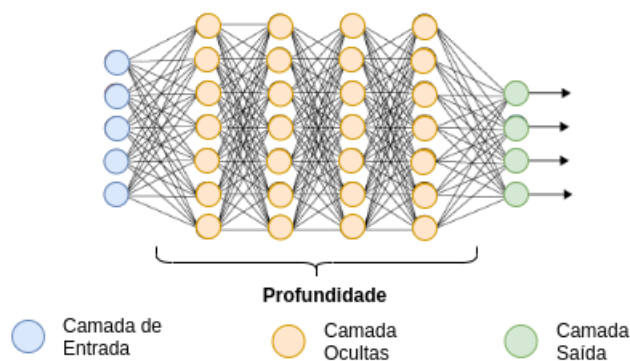


Fonte: Do autor (2021).

1. *Conjunto de sinapses*: são conexões caracterizadas por um peso, em que um sinal,  $E_i$ , na entrada da sinapse,  $i$ , é multiplicado pelo peso  $W_i$  e conectado ao Somador;
2. *Somador*: é utilizado para somar os sinais de entradas ponderados pelas sinapses;
3. *Bias*: é um valor externo que pode aumentar ou diminuir o valor da entrada da função de ativação;
4. *Função de ativação*: tem como objetivo determinar a forma e a intensidade dos valores transmitidos de um neurônio para outro, geralmente normalizando a saída com um intervalo fechado  $[0,1]$ .

Os neurônios são organizados em camadas, em que cada elemento tem conexões ponderadas com outros elementos. Desse modo, as *Redes Neurais Artificiais* (RNA), tipicamente, são construídas com uma camada de entrada que recebe sinais e uma camada de saída que entrega os resultados, além disso, algumas implementações podem ter camadas internas (também chamadas ocultas), como ilustrado na Figura 2.7.

Figura 2.7 – Redes Neurais Artificial



Fonte: Do autor (2021).

## 2.4 Processamento de Linguagem Natural (PLN)

O ser humano pode ser separado de outras espécies, muito, em função da sua capacidade de linguagem. Embora algumas outras espécies apresentem vocabulário com centenas de sinais, somente seres humanos podem comunicar de forma confiável com um número **ilimitado** de mensagens, sobre qualquer tema, utilizando sinais.

De maneira geral, pode-se dizer que pesquisadores de PLN estudam linguagens humanas, afim de tentar codificar o conhecimento necessário para usar a linguagem e, em seguida, programar esse conhecimento em sistemas de computadores, com o intuito de interagir com seus usuários por meio de linguagens naturais, ainda que de maneiras limitadas (RUSSELL; NORVIG, 2016; LYTINEN, 2005).

Existem, assim, dois objetivos principais que motivam o desenvolvimento de ferramentas (*softwares*), que sejam capazes de processar linguagens naturais, são eles:

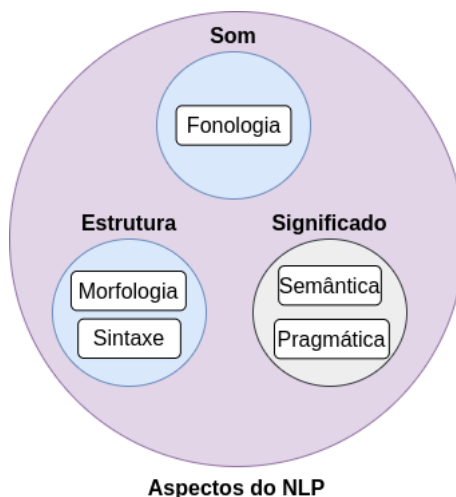
1. Aprimorar a comunicação entre o ser humano e o computador.
2. Adquirir informação a partir de dados da ambígua linguagem humana.

Assim, linguagens naturais são complexas, grandes, mutáveis e **ambíguas**, por exemplo, na frase "João foi ao restaurante com a sua irmã", refere-se a irmã de João ou a irmã do ouvinte? Portanto, na melhor das hipóteses, os modelos de linguagens humanas são uma aproximação.

Técnicas de PLN são geralmente orientadas por teorias, modelos e algoritmos desenvolvidos no campo da linguística computacional, mas o objetivo principal é a interpretação automatizada da linguagem humana. Esse esforço exige uma perspectiva interdisciplinar que integra linguística, ciência da computação, psicologia e educação (FILATRO, 2020).

Com isso, para trabalhar com linguagem natural, um sistema deve ser capaz de processar e manipular a linguagem em diferentes aspectos como: fonologia, morfologia, sintaxe, semântica e pragmática, apresentados abaixo. Na Figura 2.8 é apresentado como esses aspectos estão agrupados.

Figura 2.8 – Aspectos PLN



Fonte: Do autor (2021).

1. *Fonologia*: É o estudo dos sons que compõem palavras, usado para reconhecer palavras a partir de sons.
2. *Morfologia*: Estudo da forma, da maneira como palavras se quebram em componentes e como isto afeta sua gramática.
3. *Sintaxe*: Determina o papel de cada palavra em uma sentença com base na forma como se relacionam.
4. *Semântica*: Compreende o significado de palavras e sentenças, ou seja, associa o significado a uma estrutura sintática.
5. *Pragmática*: É a aplicação de entendimento humano à sentença, verifica se o significado associado a uma estrutura sintática é o mais apropriado no contexto.

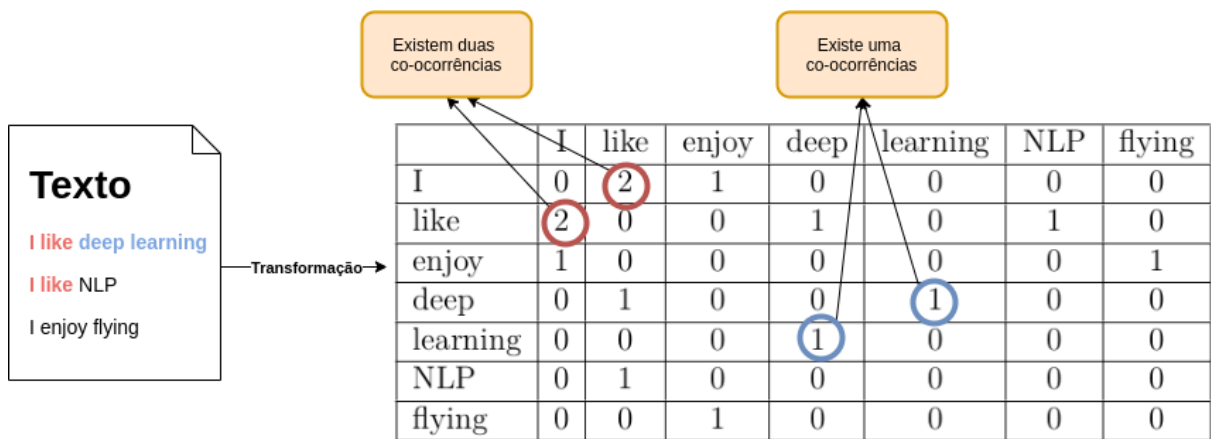
Para trabalhar com os diferentes aspectos são utilizadas diferentes abordagens, métodos, técnicas e ferramentas no processamento de linguagem natural, pelos sistemas computacionais. As Seções 2.4.1, 2.4.2 e 2.4.3 apresentam técnicas relevantes para o desenvolvimento desse trabalho.

### 2.4.1 Word Embeddings

Aplicações de PLN, geralmente, utilizam palavras como unidades básicas de entrada, logo, é importante que elas sejam representadas de alguma forma. Entretanto, textos são dados não estruturados, portanto é necessário que exista uma transformação do texto em uma representação estruturada.

Para exemplificar, uma maneira de estruturar um texto seria construir uma matriz de coocorrências. A Figura 2.9 apresenta um exemplo de geração de uma matriz a partir de um texto dado como entrada.

Figura 2.9 – Exemplo: Matriz de Coocorrências

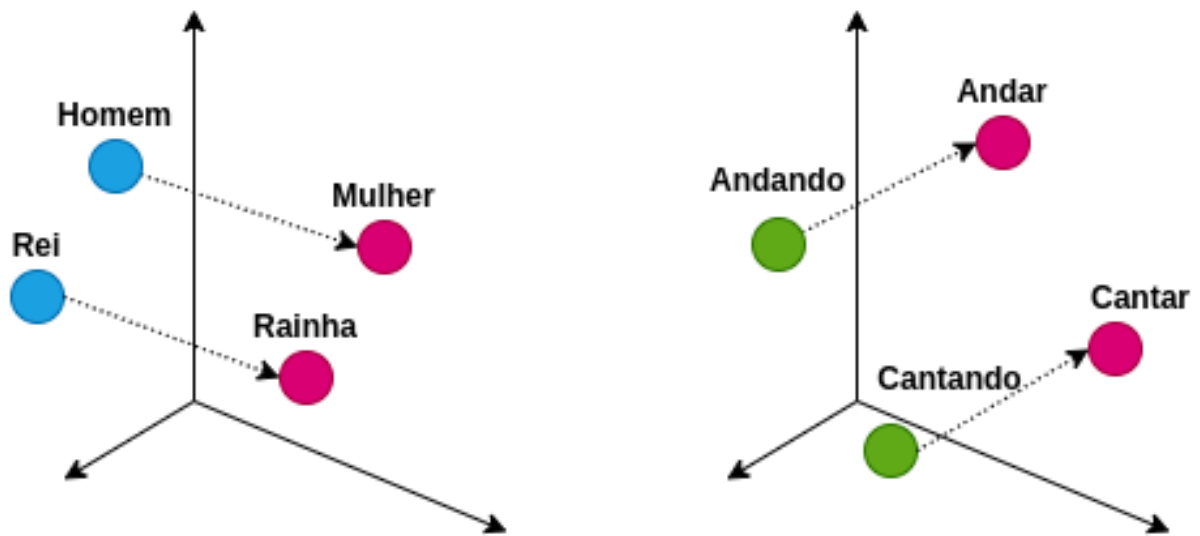


Fonte: Do autor (2021).

Embora seja um bom exemplo didático, a representação de textos utilizando uma matriz de coocorrências têm limitações, o processamento de textos grandes seria impraticável em função do tamanho das matrizes geradas.

Como uma alternativa de modelo de representação, surge o *word embeddings*, que são vetores de números reais, que representam palavras em um espaço n-dimensional, aprendidos a partir de grandes *corpus* não rotulados e capazes de captar conhecimentos sintáticos, semânticos e morfológicos (HARTMANN et al., 2017). A Figura 2.10 mostra a representação de um *word embeddings*.

Figura 2.10 – Representação Visual de um *Word Embeddings*



Fonte: Do autor (2021).

Dessa forma, diferentes algoritmos foram desenvolvidos para gerar *word embeddings*, um amplamente utilizado é o *Word2Vec*, apresentado por Mikolov et al. (2013), que possui duas estratégias para treinamento de uma rede neural:

1. *Continuous Bag-of-Words (CBOW)*: o objetivo é ensinar a rede a prever a palavra dado um contexto, ou seja, o modelo recebe uma sequência de palavras, sem a palavra intermediária e tenta prever qual é a palavra omitida;
2. *Skip-Gram*: o objetivo é ensinar a rede a prever o contexto a partir da palavra, ou seja, o modelo recebe uma palavra e tenta prever as palavras vizinhas.

Assim, os *word embeddings*, gerados pelo algoritmo, podem ser utilizados em diferentes aplicações referentes ao processamento de linguagem natural.

#### 2.4.2 *Named Entity Recognition (NER)*

O *Named Entity Recognition (NER)*, é o processo de classificar palavras presentes em um texto dentro de categorias (ZHOU; SU, 2002). Por exemplo, na frase: "A Universidade Federal de Lavras (UFLA), localizada na cidade de Lavras-MG é considerada hoje uma das melhores Universidades do Brasil.", a aplicação de um algoritmo de reconhecimento de entidade poderia produzir a saída apresentada na Figura 2.11.

Figura 2.11 – Exemplo de aplicação de NER em uma frase

A UFLA **ORG**, localizada na cidade de Lavras-MG **LOC** é considerada hoje uma das melhores universidades do Brasil **LOC**

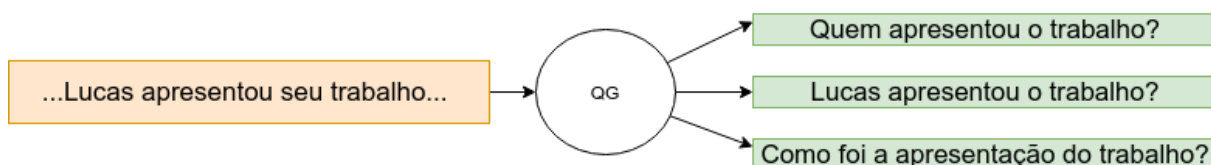
Fonte: Do autor (2021).

Nesse exemplo, a palavra "UFLA" é reconhecida como uma organização, já as palavras "Lavras-MG" e "Brasil" são reconhecidas como locais. Com isso, diferentes algoritmos podem ser utilizados para treinar e extrair entidades em textos, obtendo diferentes resultados.

### 2.4.3 Question Generator(QG)

Uma linha de pesquisa que atraiu a atenção de pesquisadores na área de PLN, nos últimos anos, foi a *Question Generator* (QG), onde dado um texto como entrada acontece a geração de perguntas relacionadas ao mesmo, de maneira automática (WANG et al., 2019). Na Figura 2.12 é apresentada uma exemplificação dessa geração, em que uma frase é obtida como entrada e são geradas três questões de forma automática.

Figura 2.12 – Exemplo da aplicação QG em um texto



Fonte: Do autor (2021).

Vale ressaltar, que existem diferentes abordagens que podem ser adotadas para QG, que podem incluir desde aplicações de regras manuais pré-definidas, até o uso de técnicas complexas de inteligência computacional, como redes neurais.

## 2.5 Trabalhos Relacionados

O desenvolvimento da plataforma proposta neste trabalho envolve o estudo de diferentes áreas do conhecimento. Por se tratar de um trabalho interdisciplinar vários segmentos da literatura foram analisados, a fim de deixar a plataforma eficiente desde a geração das questões à aplicação e análise das mesmas.

Foram considerados trabalhos relacionados a esta pesquisa, trabalhos referentes à satisfação de clientes, aplicações de IA e PLN e CAC encontrados na literatura. Sendo



assim, foram considerados escopos que envolvam: métodos de pesquisa de satisfação, aplicações de pesquisa de satisfação, aplicações de aprendizado de máquina ou ML, mineração de opinião, geração automática de questões e aplicações de CAC.

Dessa forma, trabalhos que retratam a satisfação de usuários e clientes auxiliam na fundamentação desta análise com relação ao contentamento diante de serviços oferecidos. Assim como citado por Doubova et al. (2019), que ao avaliar a associação entre experiência e satisfação do usuário com consultas especializadas e atendimento cirúrgico nos hospitais do Instituto Mexicano de Seguridade Social, observaram que experiências negativas dos pacientes comuns com consultas especializadas e atendimento cirúrgico foram tempo de espera prolongado e falta de limpeza hospitalar, com uma preocupação adicional a falta de exame clínico durante a consulta.

Da mesma maneira, tempos de espera mais curtos, cortesia do profissional de saúde, boa comunicação, exame clínico e limpeza hospitalar foram associados à satisfação do paciente com consultas especializadas. Ou seja, a satisfação do paciente com consultas ambulatoriais hospitalares e atendimento cirúrgico pode ser aumentada, concentrando-se em estratégias de melhoria para aprimorar as experiências positivas do paciente com o atendimento.

Para execução desta, foi realizada uma análise de dados secundários da Pesquisa de Satisfação Nacional IMSS de 2017. Tendo como variáveis dependentes a satisfação do usuário com a consulta ambulatorial e com a cirurgia, e as variáveis independentes a experiência do usuário com esses serviços.

Do mesmo modo, no estudo realizado por Nguyen et al. (2018), também relacionado a avaliação e qualidade de serviço, examinaram o impacto de cinco dimensões da qualidade de serviço na satisfação do cliente no mercado de *fast food* do Reino Unido e indicaram quais fatores dentre os cinco têm um papel principal na promoção da satisfação geral do cliente.

Para isso, os dados primários, na forma de 147 respostas ao questionário, foram coletados em uma variedade de restaurantes de *fast food*. Obtiveram assim, através da análise dos resultados, que a capacidade de resposta e garantia desempenham o papel mais importante na promoção da satisfação do cliente na indústria de *fast food* do Reino Unido. Sendo seguida por confiabilidade e empatia, os resultados da análise de correlação

e regressão mostram que os atributos físicos da qualidade do serviço são essenciais para a satisfação do cliente.

Ainda nesse âmbito, conforme estudo realizado por Wang et al. (2021) em uma rede hoteleira, verificou-se, extraíndo e agrupando as palavras-chave dos textos de comentários e avaliações de clientes, por meio dos algoritmos *TF-IDF* e *K-means*, que existem fatores que influenciam na satisfação do cliente como: prevenção de epidemias, emoção de consumo, conveniência, ambiente, instalações, serviço de bufê, grupo-alvo, valor percebido, preço e serviço. Além disso, resultados mostraram que a emoção do consumo, o valor percebido, a prevenção da epidemia, o público-alvo e a conveniência afetariam significativamente a satisfação do cliente, entre as quais a prevenção da epidemia passa a ser um novo fator que afeta a satisfação. Enquanto, o ambiente, as instalações, a alimentação e o serviço têm relativamente pouco efeito, ao passo que, o preço tem o menor efeito.

Outro mais, pode ser observado a importância da avaliação da satisfação dos clientes, uma vez que esta abrange diferentes esferas. Dessa forma, como já mencionado, realizar uma avaliação capaz de capturar a real sensação sobre tal serviço é imprescindível para uma organização. Assim, a fim de auxiliar no desenvolvimento da plataforma, para que a mesma atinja esse objetivo, trabalhos relacionados a IA e PLN foram investigados.

Conforme o trabalho apresentado por Pan et al. (2019) foi examinado metodologias e métodos de avaliação. Assim, apresentaram uma visão abrangente a respeito de pesquisas emergentes em geração de perguntas utilizando modelos neurais (NQG- Neural Question Generation).

Segundo esperado, a implementação da plataforma deve ser capaz de gerar questões para auxiliar na geração das pesquisas. É notado que no trabalho de Du e Cardie (2017) é definido que o primeiro passo na tarefa de gerar questões automaticamente, para testar a compreensão de leitura, é identificar sentenças em que humanos acreditem que valha a pena fazer perguntas. Com uma abordagem totalmente orientada a dados, que não utiliza *pipelines* sofisticados de PLN ou regras/recursos manuais, os autores, propõem um modelo neural hierárquico para executar a tarefa de identificar essas sentenças.

De acordo com Killawala, Khokhlov e Reznik (2018), em seu trabalho dedicado a geração automática de questões (QG), com base na análise de textos, foi desenvolvido um *framework* de inteligência computacional para automatizar, ou pelo menos semi-automatizar, o processo de criação de perguntas, para avaliação, extraídas do texto. O

funcionamento desse *framework* foi baseado em técnicas de recuperação de informação e algoritmos de PLN, regras de geração e modelos de redes neurais recorrentes (RNR) dentre outras técnicas de IA. As questões geradas pelo *framework* foram aplicadas em uma avaliação educacional de uma turma de Universidade e com base nas respostas dos entrevistados o estudo chegou a conclusão que os alunos provavelmente não foram capazes de diferenciar perguntas geradas automaticamente de questões criadas manualmente.

Relacionado, também, a geração de questões, Olney, Graesser e Person (2012) apresenta uma abordagem de geração um pouco diferente, com uma abordagem baseada em teorias psicológicas que levantam hipóteses de questões a partir de representações do conhecimento modeladas como um mapa conceitual. Em que o modelo apresentado pelos autores extraiu semi-automaticamente mapas conceituais do texto e os utiliza para gerar perguntas.

Ademais, no trabalho apresentado por Sun, Luo e Chen (2017) foi introduzido o problema da mineração de opinião e dada uma breve ilustração para a fusão de informações na mineração de opinião. Com isso, os autores investigaram várias abordagens da mineração de opinião para diferentes níveis e situações. Essa pesquisa de opinião para frases comparativas foi introduzida separadamente como a particularidade das frases comparativas. Dessa forma, foi apresentado um trabalho representativo de aprendizado profundo para a PLN e o progresso do aprendizado profundo para mineração de opinião. Em seguida, duas formas de resumo de opinião foram introduzidas. Posteriormente, investigaram a detecção de *spam* de opinião e a medição de utilidade, que têm grande significado para aplicações práticas. Por fim, foram discutidos alguns desafios e problemas em aberto na mineração de opinião, que exigem mais pesquisas.

Ainda dentro do escopo de PLN, no trabalho de Hartmann et al. (2017) os autores avaliaram diferentes modelos de *word embeddings* gerados a partir de textos em português, com uso de *deep learning*. Vale ressaltar, que o processo de construção de modelos com representações de *word embeddings* pode levar significativa quantidade de tempo e alto consumo de recursos, neste trabalho os autores disponibilizaram os modelos já construídos que podem ser utilizados em outras pesquisas com finalidades diferentes.

Levando em consideração, que além da construção das questões, é importante ponderar o contexto do usuário para aplicação da pesquisa, como mencionado anteriormente, a influência de técnicas de CAC na adoção de usuários ao *Alipay* (uma das maiores pla-

taformas de pagamento na China) foi analisada no trabalho de Cao e Niu (2019). De maneira que, os autores chegaram a conclusão que mesmo que uma tecnologia possa ser percebida como avançada, se não puder utilizar o contexto e ambientação para fornecer informações ou serviços relevantes, os usuários poderão não adotá-la. Com isso, nota-se que além da importância de fornecer a pergunta correta, no momento correto, a identificação do contexto é imprescindível para a aceitabilidade do usuário perante a plataforma.

Afim de evidenciar a importância do contexto Louhab, Bahnasse e Talea (2018) pesquisaram sobre a aprendizagem móvel, como o próprio nome sugere é feita em um ambiente móvel e mutável por alunos móveis. Portanto, a noção de contexto desempenha um papel significativo neste tipo de aprendizagem, por isso, a utilidade dos sistemas de aprendizagem móvel cientes do contexto.

Esses sistemas levam em consideração as diferentes dimensões do contexto para oferecer aos alunos uma aprendizagem adaptada às suas situações. A contribuição foi aplicada no contexto da aprendizagem remota, de forma a gerir a heterogeneidade de contexto imposta por esta abordagem. Para validar essa contribuição, foi desenvolvido um aplicativo móvel *Android*, que foi disponibilizado para os alunos experimentarem e explorarem. Ao final da fase de experimentação, o aluno preencheu um questionário, para que fosse medida a confiabilidade e eficácia da contribuição, bem como a satisfação dos alunos. Como resultado, os autores mostraram que o uso das dimensões do contexto e, especificamente, do contexto do dispositivo na aprendizagem móvel adaptativa é mais benéfico, especialmente na sala de aula remota.

Dentro da mesma perspectiva, Abusair et al. (2020), mencionam que os sistemas sensíveis ao contexto são capazes de sentir e se adaptar ao ambiente. Dessa forma, os aplicativos móveis podem se beneficiar da percepção do contexto, uma vez que incorrem em mudanças de contexto durante sua execução.

Para uma compreensão detalhada do contexto é necessário saber o que um sistema ciente de contexto deve sentir e se adaptar, tendo isso em vista, foi apresentada uma abordagem estatística para ajudar a determinar situações contextuais que requerem adaptação. Essa abordagem começa monitorando os valores das variáveis de contexto móvel, modelando seus estados e deduzindo desses modelos, um modelo de cadeia de *Markov*, onde cada estado representa uma situação contextual. De forma que, depen-

dendo das probabilidades de transição e da qualidade do sistema em cada estado, pode-se decidir quando é necessário aplicar a percepção do contexto.

Por fim, através da união das tecnologias citadas e do conhecimento apreendido no estudo de trabalhos relacionados, torna-se possível que a plataforma seja implementada de forma que auxilie no processo de construção das pesquisas de satisfação, além disso, possibilita que questões sejam aplicadas ao cliente considerando o seu contexto. Na Tabela 2.1 são apresentados esses trabalhos divididos tematicamente.

Tabela 2.1 – Trabalhos relacionados e sua natureza

<b>Temas</b>	<b>Autores / Pesquisa</b>
Avaliação de satisfação de clientes	(DOUBOVA et al., 2019) - avalia a associação entre experiência e satisfação do usuário; (NGUYEN et al., 2018) - impacto da qualidade de serviço na satisfação do cliente; (WANG et al., 2021) - avalia a satisfação dos clientes em uma rede hoteleira, apresentando passos e métodos para avaliações online de gestão hoteleira.
IA e PLN	(DU; CARDIE, 2017) - definição de passos para gerar questões automaticamente e proposta de um modelo neural hierárquico para identificar sentenças; (KILLAWALA; KHOKHLOV; REZNIK, 2018) - geração automática de questões com base na análise de textos ( <i>framework</i> de inteligência computacional); (OLNEY; GRAESSER; PERSON, 2012) - geração de questões com a abordagem baseada em teorias psicológicas (mapas conceituais); (PAN et al., 2019) - visão sobre pesquisas de geração de perguntas utilizando NQG; (HARTMANN et al., 2017) - elucidação de aplicações de PLN, forma como <i>word embeddings</i> tem sido utilizado, disponibilização de modelos (português brasileiro e português); (SUN; LUO; CHEN, 2017) - investigação de várias abordagens de mineração de opinião para Mineração de Opinião diferentes níveis e situações.
CAC	(ABUSAIR et al., 2020) - abordagem estatística para a percepção do contexto de aplicativos móveis; (CAO; NIU, 2019) - influência de técnicas de CAC na adoção de usuários; (LOUHAB; BAHNASSE; TALEA, 2018) - restrições dos dispositivos móveis e a percepção do contexto na aprendizagem móvel adaptativa para salas de aula invertidas.

Fonte: Do autor (2021).

## 2.6 Considerações

Através do estudo sobre avaliações de satisfação e de tecnologias como IA, PLN e CAC, foi observado a importância da satisfação do cliente e de realizar pesquisas para aferir essa informação. Nos trabalhos analisados os *feedback's* foram obtidos com a aplicação de formulários (questionários) ou por meio de coleta de textos (comentários e avaliações) e aplicação de algoritmos para extração de informações.

Foram investigadas, ainda, formas de geração automática de questões que envolvem o uso de IA e técnicas de PLN, na maior parte dos trabalhos analisados as gerações foram utilizadas para contextos de avaliação acadêmica, entretanto é possível que este conhecimento possa ser adaptado para atender outras finalidades.

Os trabalhos que envolvem aplicação de CAC analisados apresentaram resultados positivos, a capacidade da aplicação em reconhecer o ambiente ou situação melhoraram a experiência do usuário com os produtos ou serviços, inclusive, sendo determinante para a adoção de novos clientes no caso do trabalho de Cao e Niu (2019).

Portanto, a investigação realizada oferece subsídios para que seja desenvolvida uma plataforma que agregue tecnologias de IA, PLN e CAC no processo de aferir a satisfação de clientes.

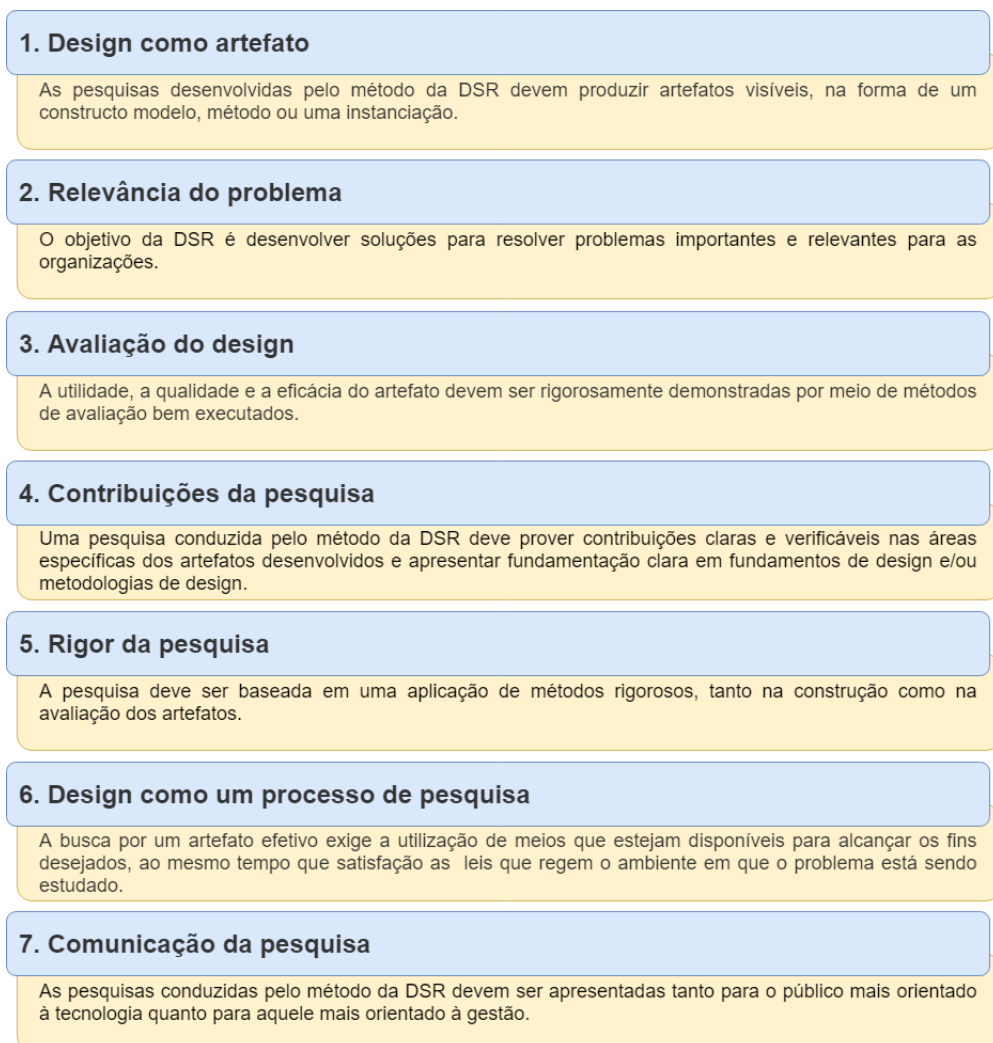
Por fim, durante os estudos sobre os modelos de avaliação, verificou-se que existem diversos tipos e formas para que esse processo seja realizado. Porém, não foi encontrada na literatura uma plataforma como a abordada neste trabalho.

### 3 METODOLOGIA

Para elaboração e desenvolvimento deste trabalho, a metodologia escolhida para nortear as etapas a serem seguidas foi a DSR, que é uma metodologia de pesquisa aplicada. Essa metodologia tem por objetivo gerar conhecimento prescritivo sobre o *design* de artefatos como software, métodos, modelos e conceitos (BROCKE; MAEDCHE, 2019), alinhando as necessidades dos negócios e o rigor da pesquisa (BROCKE; LIPPE, 2010).

Portanto, a pesquisa deve ser conduzida de forma rigorosa e seus resultados devem ter alta validade externa, diminuindo o distanciamento entre teoria e prática. Para isso, Hevner et al. (2004), definiram sete critérios a serem considerados para ajudar na condução da DSR, conforme mostra Figura 3.1:

Figura 3.1 – Critérios da DSR segundo Hevner et al. (2004)



Fonte: Adaptado de Dresch, Lacerda e Júnior (2015).

Seguindo os critérios mencionados, foi possível criar um roteiro de procedimentos para o desenvolvimento da pesquisa, envolvendo desde a identificação do problema, passando pelo desenvolvimento de soluções até a elaboração das formas de avaliação.

### 3.1 Procedimentos Metodológicos

Um método para condução de pesquisas foi apresentado por Peffers et al. (2007) sob o paradigma da DSR segundo Dresch, Lacerda e Júnior (2015) utilizado no desenvolvimento desta pesquisa. Elucida-se a descrição das etapas citadas na seguinte citação;

[...]a primeira atividade é a identificação do problema, além, é claro, da definição dos pontos que motivam a realização da pesquisa. É importante que nessa etapa o pesquisador justifique a importância da pesquisa, considerando sua relevância e a importância do problema que está sendo investigado, além da aplicabilidade da solução que será proposta.

A segunda etapa do método diz respeito à definição dos resultados esperados para o problema que se está buscando resolver. Esses resultados podem ser tanto quantitativos como qualitativos. A terceira atividade da pesquisa é o projeto e desenvolvimento do artefato que auxiliará na solução do problema. É fundamental que nesse momento sejam definidas as funcionalidades desejadas, sua arquitetura e seu desenvolvimento em si.[...]

A quarta etapa é a demonstração, ou seja, ao uso do artefato para solucionar o problema em questão. Essa etapa pode ser desenvolvida por meio de experimentação, simulação, etc. A quinta atividade da pesquisa é a avaliação[...]. Por fim, na etapa de comunicação, o pesquisador apresenta o problema que foi estudado e sua importância. Ademais, é nessa fase que deverá ser demonstrado o rigor com o qual a pesquisa foi conduzida, bem como o quão eficaz foi a solução encontrada para o problema (DRESCH; LACERDA; JÚNIOR, 2015).

Conforme apresentado na citação, o procedimento é composto por seis etapas:

1. *Identificação do problema:* A definição dos problemas foi apresentada logo no início deste documento, na Seção 1.2.
2. *Definição dos resultados esperados:* Os objetivos do projeto foram explicitados nas Seções 1.2 e 1.3.
3. *Projeto e Desenvolvimento:* O Capítulo 4 apresenta os detalhes do desenvolvimento da solução proposta.
4. *Demonstração:* A Seção 5.1 apresenta o produto de software construído a partir das especificações do projeto.



5. *Avaliação*: A Seção 5.2 apresenta a prova de conceito.
6. *Comunicação*: Este documento cumpre o requisito de dar publicidade à pesquisa.

## 4 DESENVOLVIMENTO DA PLATAFORMA

Em busca de mitigar os problemas apresentados e alcançar os resultados esperados, é proposta uma plataforma que objetiva contribuir no processo de elaboração e aplicação de pesquisas de satisfação de clientes, os principais requisitos, portanto, são:

- Ser uma plataforma inteligente, colaborativa e incremental, ou seja, o modelo computacional deve utilizar dados de todas as pesquisas construídas, para aprender e se aperfeiçoar de maneira contínua.
- Auxiliar na construção da pesquisa de satisfação, disponibilizando uma interface em que os aplicadores possam construir seu questionário. Essa plataforma deve ser inteligente para sugerir questões relevantes aos aplicadores.
- Auxiliar na aplicação da pesquisa de satisfação, oferecendo uma interface em que os clientes possam realizar sua avaliação. Sendo que, a plataforma deve selecionar as questões a serem aplicadas, levando em consideração o **contexto** do usuário, oferecendo questões pontuais, de maneira que o cliente consiga responder em um curto período de tempo.
- As questões devem ser objetivas com alternativas binárias (sim ou não) ou questões em escala tipo *Likert* (escala de 1 a 5, sendo 5 a melhor avaliação possível) aproximando-se do método CSAT.
- Os clientes devem ser questionados em uma curta janela de tempo, entre o consumo do serviço e a coleta da avaliação.

Esse projeto foi dividido em duas fases, na primeira, a plataforma foi modelada conceitualmente, com a definição de recursos, módulos e fluxo de funcionamento. Na segunda fase, foi modelada a arquitetura, definindo as ferramentas e as tecnologias aplicadas na construção.

### 4.1 Arquitetura

O reconhecimento do contexto é relevante na escolha das questões a serem aplicadas aos usuários. Portanto, a plataforma considera três tipos de contextos apresentados abaixo:

1. *Contexto do cliente*: é composto por informações tanto do cliente quanto de seu ambiente. Embora existam muitas possibilidades de coleta de dados, neste projeto, os dados de contexto do cliente foram inicialmente restritos a histórico, dados de perfil, localização e informações de data e hora.
2. *Contexto do serviço*: de maneira parecida com o contexto do cliente, o contexto do serviço é dado por informações do serviço e de seu ambiente. Os dados utilizados no contexto do serviço são restritos a localização, período de funcionamento e histórico.
3. *Contexto do consumo*: é definido pela união dos dados do contexto do cliente com os dados do contexto do serviço no momento em que algum cliente consome um serviço.

Para facilitar o entendimento, a Figura 4.1 ilustra uma representação visual da definição de contexto utilizada.

Figura 4.1 – Exemplo de Contexto

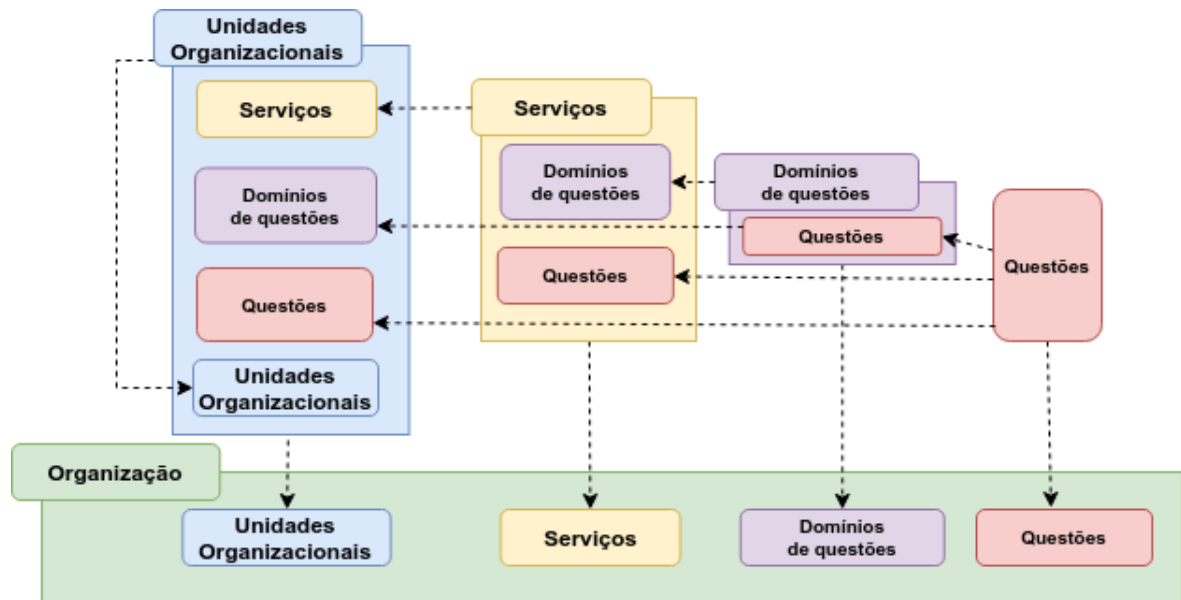


Fonte: Do autor (2021).

Como o principal objetivo dessa plataforma é avaliar a satisfação dos clientes em relação às organizações, foi desenvolvida uma modelagem de como os dados da pesquisa devem ser organizados, com o propósito de ser flexível para atender organizações com tamanhos e características de funcionamento distintas. A Figura 4.2 representa a mo-

delagem, nela é possível observar que existe uma estrutura de componentes, definidos como:

Figura 4.2 – Modelo de Dados: Organização



Fonte: Do autor (2021).

1. *Questões*: é a menor unidade dentro da estrutura, contêm informações referentes às perguntas a serem aplicadas aos clientes. Deve, necessariamente, estar vinculado a qualquer um dos demais componentes da estrutura.
2. *Domínios de Questões*: são conjuntos de Questões agrupadas por características em comum. Esses domínios podem estar associados aos Serviços, Unidades Organizacionais ou diretamente a Organização.
3. *Serviços*: é o componente que contêm informações referentes aos serviços prestados, seja pela Organização ou qualquer uma de suas Unidades.
4. *Unidades Organizacionais*: contém os dados da unidade organizacional (departamentos) como nome, descrição das atividades, horários de funcionamento, localização dentre outros. As Unidades podem ser vinculadas a outras Unidades, Serviços, Domínios de questões, Questões e, necessariamente, devem ser relacionada a uma Organização.
5. *Organização*: é o maior componente dentro da estrutura, contêm as principais informações da organização, como por exemplo nome, descrição das atividades, páginas em mídias digitais, localização física, público alvo e áreas de atuação.

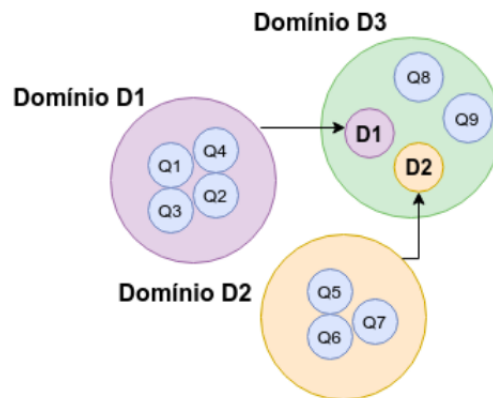
Todos os demais componentes da estrutura podem ser vinculados diretamente a ele.

Para a organização das questões, como já mencionado, foi definido o conceito de domínios, como pode ser observado na Figura 4.3. Esse conceito permite o reaproveitamento de questões de modo colaborativo e incremental.

Com o intuito de exemplificar esse conceito, a Figura 4.4 apresenta um fluxo hipotético em uma Universidade, em que observa-se que questões podem ser reaproveitadas para outras composições de pesquisa.

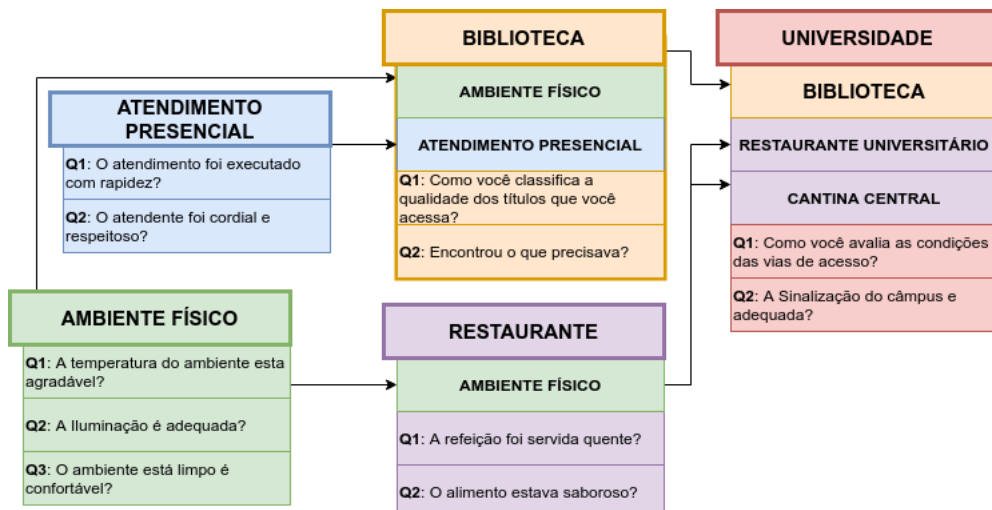
Portanto, um usuário ao criar uma nova pesquisa deve ser capaz de aproveitar o domínio já existente de questões de outras pesquisas.

Figura 4.3 – Conceito de Domínio de Questões



Fonte: Do autor (2021).

Figura 4.4 – Exemplo de Questões Utilizando Modelo de Domínios



Fonte: Do autor (2021).

Com objetivo de facilitar o processo de resposta do cliente/usuário, as questões devem ser objetivas, com alternativas binárias (sim ou não) ou questões em Escala *Likert*, como nos exemplos apresentados nas Figuras 4.5 e 4.6.

Figura 4.5 – Exemplo questão binária

**QUESTÃO BINÁRIA**

O atendimento resolveu seu problema?

Sim


Não

Fonte: Do autor (2021).

Figura 4.6 – Exemplo questão escala *likert*

**QUESTÃO EM ESCALA LIKERT**

Como você avalia o atendimento?

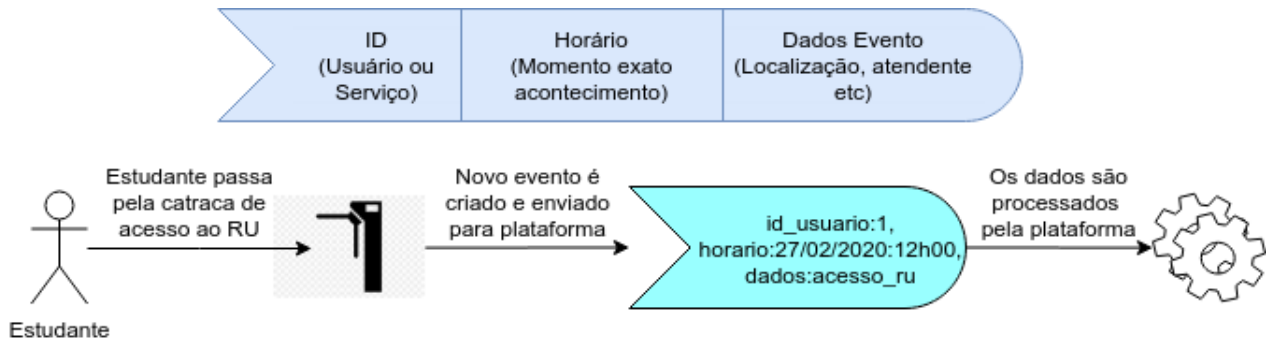


Fonte: Do autor (2021).

Outro conceito importante dentro da plataforma é o de eventos, ou seja, ações executadas por usuários ou por serviços criam os chamados "eventos", eles podem ser disparados por sistemas terceiros ou por qualquer módulo dentro da própria plataforma. A estrutura do evento e um exemplo de utilização são apresentados na Figura 4.7. Vale ressaltar que os dados do evento transitam pelos diferentes componentes de cada módulo dentro da plataforma.

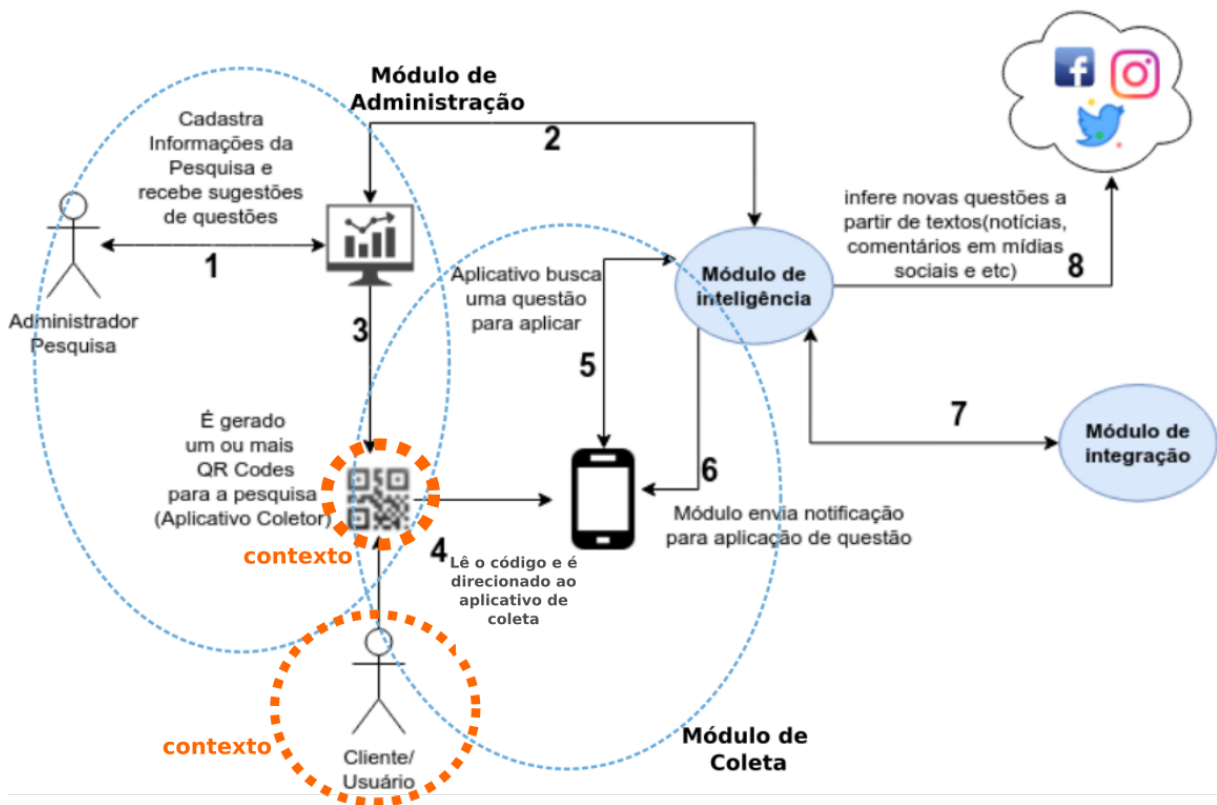
Ainda com objetivo de atender aos requisitos especificados, foi definida uma arquitetura de funcionamento da plataforma, que é apresentada na Figura 4.8.

Figura 4.7 – Estrutura evento



Fonte: Do autor (2021).

Figura 4.8 – Fluxo de Funcionamento da Plataforma



Fonte: Do autor (2021).

Os processos presentes em cada conexão apresentados na Figura 4.8, são descritos abaixo:

**Conexão 1** - define o processo de inserção das informações da pesquisa, como dados da organização, unidades organizacionais, serviços oferecidos e o conjunto de questões que o pesquisador tenha interesse em aplicar, nesta etapa a plataforma oferece de maneira interativa sugestões de serviços, unidades organizacionais e questões personalizadas para auxiliar o Administrador de Pesquisa na criação da mesma.

**Conexão 2** - define a ligação entre o Módulo de Inteligência e o Módulo de Administração da Pesquisa, é uma ligação bidirecional, os parâmetros definidos pelo administrador da pesquisa são aplicados no módulo de inteligência. O módulo de inteligência entrega os resultados das aplicações de pesquisa ao Módulo de Administração.

**Conexão 3** - define a medida que os aplicadores constroem suas pesquisas, são gerados códigos do tipo *QR Code*. Esses códigos devem ser distribuídos, seja de maneira virtual ou impressa, na organização onde está sendo realizado o processo de avaliação da satisfação. Os códigos gerados auxiliam a plataforma na identificação do contexto, pois contêm informações referentes a organização e seus serviços.

**Conexão 4** - define o processo de leitura de um *QR Code* gerado pela plataforma, qualquer dispositivo, compatível, ao realizar a leitura de um destes códigos é direcionado ao aplicativo de coleta (Módulo de Coleta).

**Conexão 5** - define o processo de consulta do aplicativo ao Módulo de Inteligência, informações do contexto são enviadas através do aplicativo que recebe questões personalizadas para aplicar ao usuário.

**Conexão 6** - define o processo de comunicação ativa que o Módulo de Inteligência possui, ou seja, ao identificar necessidade de aplicar alguma questão o Módulo de Inteligência envia uma notificação ao aplicativo para colher o *feedback* do usuário.

**Conexão 7** - define o processo de integração da plataforma com sistemas terceiros, a integração deve permitir a importação de dados e o recebimento de eventos por outros sistemas, por exemplo: um evento notificando que determinado usuário de uma biblioteca acabou de efetuar um empréstimo de livro.

**Conexão 8** - define que o Módulo de Inteligência deve ser capaz de acessar redes sociais e páginas ligadas a organização, analisar conteúdos, como comentários e postagens, inferindo novas questões à partir deste conteúdo.

Como pode ser observado na Figura 4.9, foram projetados quatro módulos: Módulo de Administração, Módulo de Inteligência, Módulo de Coleta e Módulo de Integração que se comunicam, esses seguem descritos.



Figura 4.9 – Plataforma: Visão Macro dos Módulos



Fonte: Do autor (2021).

#### 4.1.1 Módulo de Administração

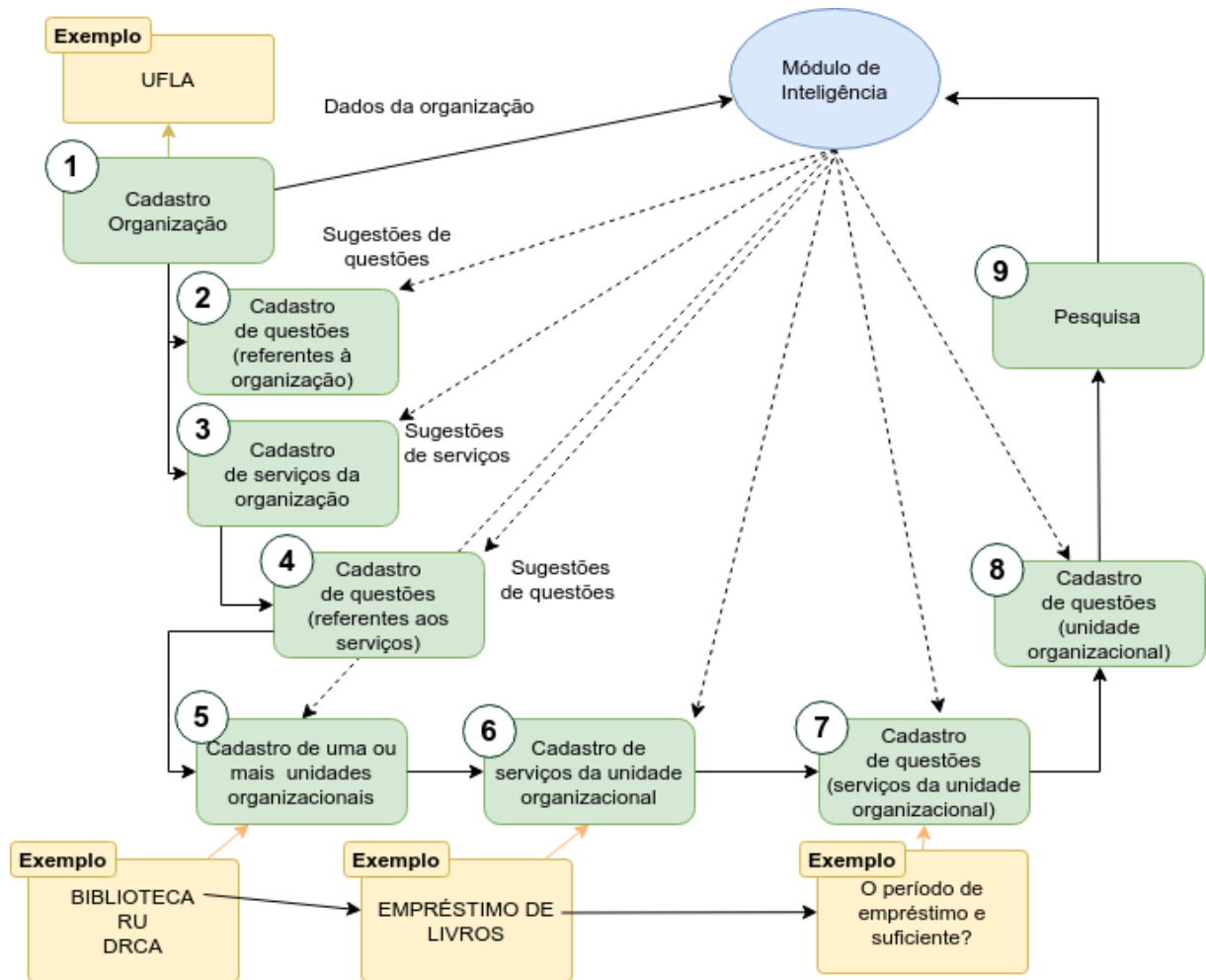
É o responsável por permitir que os administradores criem e configurem a aplicação das pesquisas. Por meio dele são cadastrados os dados da organização com suas respectivas unidades, os serviços prestados por cada unidade e as questões referentes a cada serviço. Seguindo, rigorosamente, o fluxo de criação de novas pesquisas, como apresentado na Figura 4.10.

Conforme mostrado na Figura 4.10, inicialmente deve ser criada uma Organização com dados como: nome, descrição, horários de funcionamento, público alvo, áreas de atuação e localização, esses dados são submetidos ao módulo de inteligência que a partir dessas informações faz sugestões para auxiliar o processo de criação da pesquisa (*Etapa 1*).

Nas etapas que seguem, os dados podem ser novos ou com aproveitamento das sugestões. Nesta etapa devem ser cadastradas as questões referentes a organização (*Etapa 2*), posteriormente devem ser cadastrados os serviços, com suas respectivas questões (*Etapa 3 e 4*).

Em sequência, as unidades organizacionais devem ser criadas com suas respectivas informações de nome, descrição, localização, horário de funcionamento, áreas de atuação, serviços e questões (*Etapa 5, 6, 7 e 8*). Na última etapa é gerado um relatório com informações e instruções a cerca da aplicação de pesquisa (*Etapa 9*).

Figura 4.10 – Fluxo de Criação Nova Pesquisa de Satisfação



Fonte: Do autor (2021).

Por fim, os dados da pesquisa são submetidos ao Módulo de Inteligência para serem utilizados como referência na criação de novas pesquisas.

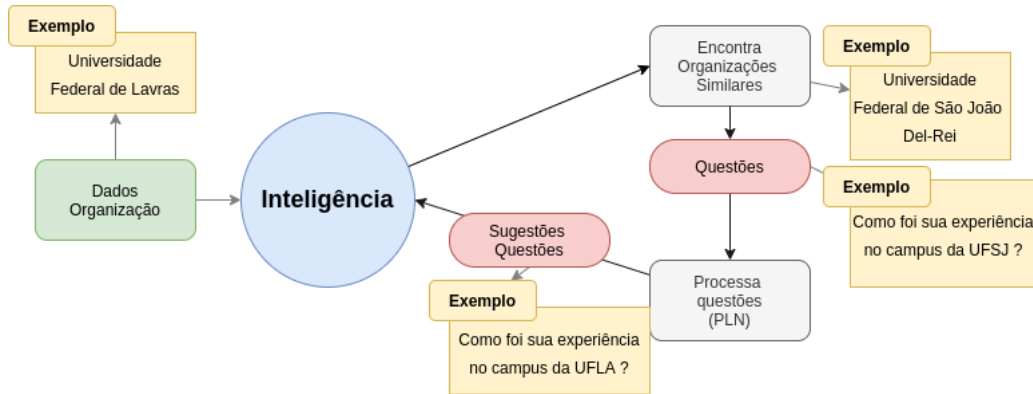
#### 4.1.2 Módulo de Inteligência

Durante o processo de criação, a plataforma oferece sugestões de serviços, unidades organizacionais e questões para auxiliar o usuário na montagem da pesquisa de satisfação. Essas são obtidas do módulo de inteligência, responsável por encontrar organizações/pesquisas similares e apresentar aos usuários para auxiliar nesse processo de criação e serem submetidas e utilizadas como referência em novas enquetes.

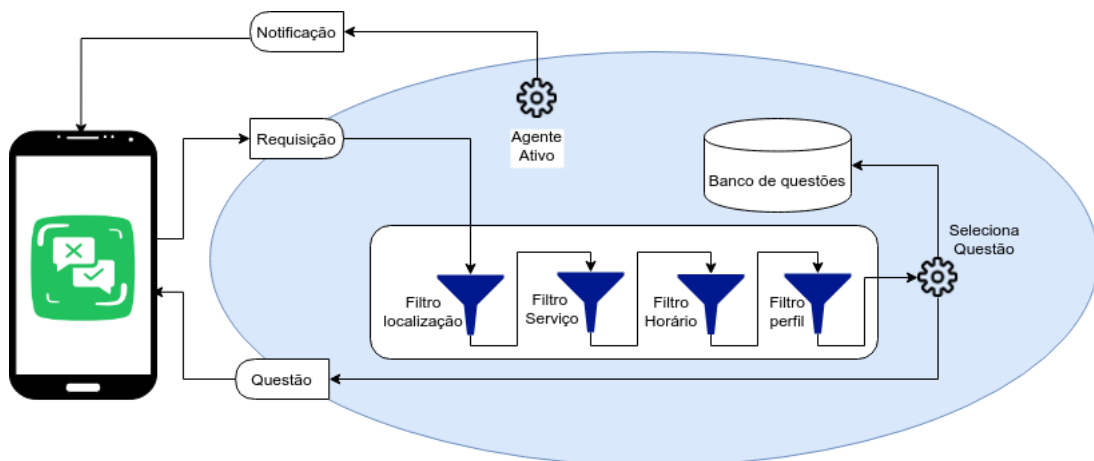
Sendo também encarregado de inferir e processar as informações de contexto do cliente e dos serviços, para selecionar uma ou mais questões que serão aplicadas aos clientes, podendo inclusive enviar notificações aos aplicadores e clientes oferecendo sugestões

ou realizando coletas de dados de maneira autônoma. A Figura 4.11 é uma pequena representação visual do funcionamento do módulo de inteligência.

Figura 4.11 – Módulo de Inteligência.



(a) Construção de Pesquisa



(b) Aplicação de pesquisa

Fonte: Do autor (2021).

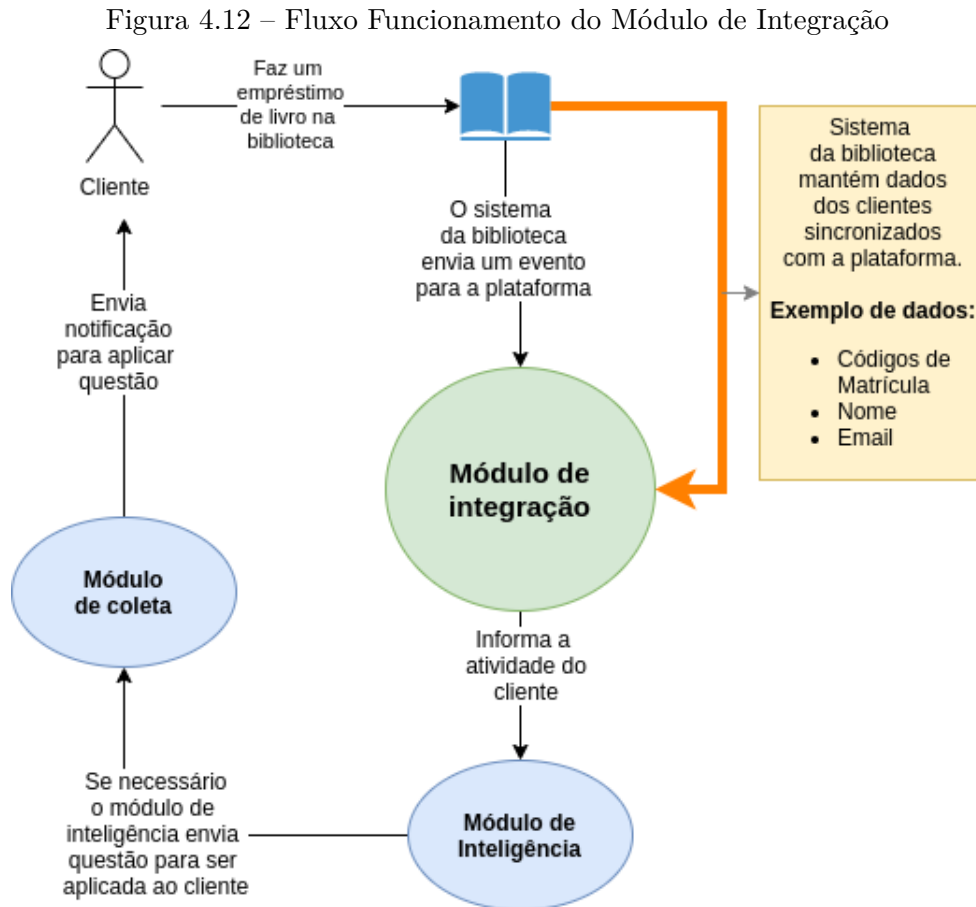
### 4.1.3 Módulo de Coleta

Este é o designado para realizar a coleta dos *feedbacks*, ou seja, fornecer uma ou mais interfaces (aplicativo da plataforma, sistemas de gestão, *bots*, e-mail e etc) em que o cliente possa fazer sua avaliação acerca da organização ou serviço.

Deve captar, também, sempre que possível informações do contexto, transmitindo essas informações ao módulo de inteligência, recebendo e aplicando questões e por fim, enviar as respostas ao módulo de inteligência.

#### 4.1.4 Módulo de Integração

Disponibiliza uma interface de comunicação com outras ferramentas. Essa interface deve permitir integração de dados com outros sistemas, como por exemplo, dados de clientes (código, nome, email e etc). Embora *não* seja uma exigência que a plataforma conheça os dados dos clientes, essas informações podem melhorar o processo de coleta.



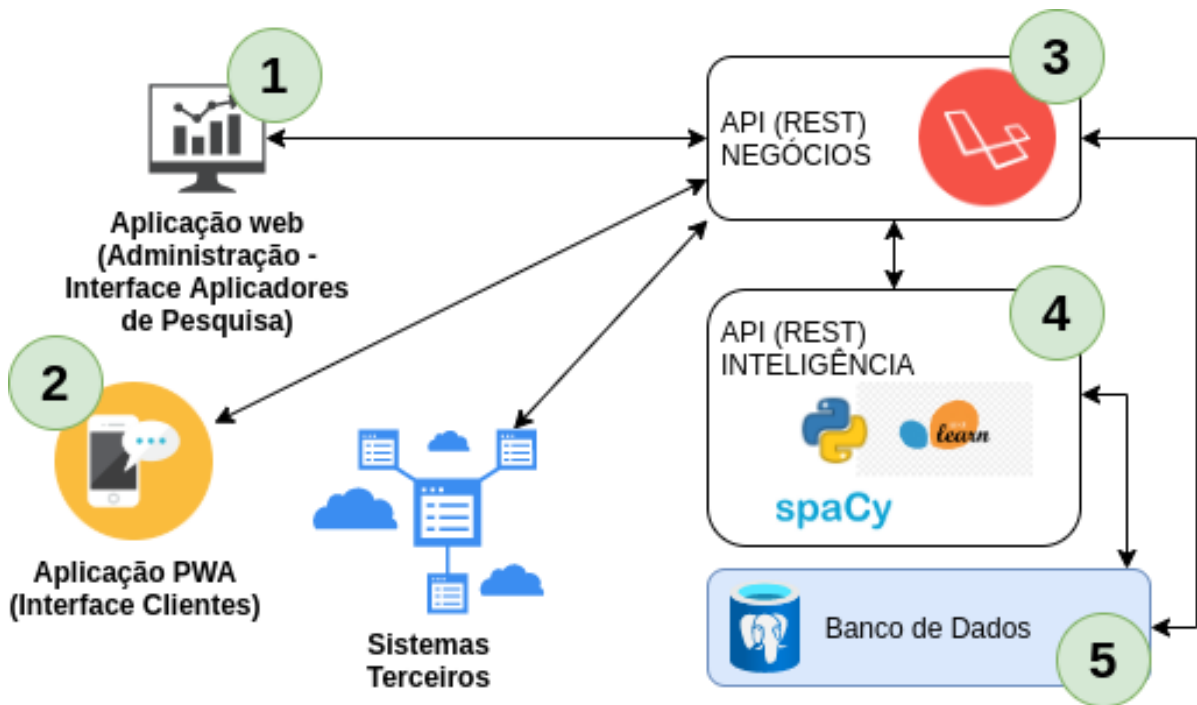
Além da sincronização dos dados, a interface deve ser utilizada para receber eventos, por exemplo: um cliente realiza um empréstimo de um livro em uma biblioteca, o sistema da biblioteca envia um **evento** para a plataforma (módulo de integração) notificando a realização do empréstimo, a plataforma processa o evento e, se necessário, aplica questão ao usuário.

O fluxo do processo pode ser observado na Figura 4.12.

## 4.2 Projeto Tecnológico

A partir das definições de conceito foi definida a estrutura tecnológica para dar suporte a implementação da plataforma.

Figura 4.13 – Arquitetura Tecnológica



Fonte: Do autor (2021).

Essa arquitetura pode ser visualizada na Figura 4.13. Para isso, foram definidos cinco componentes, apresentados abaixo:

1. *Aplicação web*: Cliente REST, implementação com biblioteca *Angular Nebular* <sup>1</sup>;
2. *Aplicação PWA*: Implementação com *framework Ionic*<sup>2</sup>;
3. *API REST(Negócio)*: Implementada com *framework Laravel* <sup>3</sup>;
4. *API REST(Inteligência)*: Implementação em python com recursos *FastAPI*, *spaCy* e *scikit-learn* <sup>4</sup>;
5. *Software banco de dados*: *PostgreSQL* <sup>5</sup>;

<sup>1</sup> <https://akveo.github.io/nebular/>

<sup>2</sup> <https://ionicframework.com/>

<sup>3</sup> <https://laravel.com/docs/8.x/mail>

<sup>4</sup> <https://www.python.org/>, <https://fastapi.tiangolo.com/>, <https://spacy.io/> e <https://scikit-learn.org/>

<sup>5</sup> <https://www.postgresql.org/>

## 5 RESULTADOS OBTIDOS

Este capítulo apresenta o artefato produzido, no caso um software, embasado no estudo realizado e implementado com as tecnologias necessárias para garantir que as funcionalidades esperadas fossem inseridas no mesmo. Tendo por finalidade cumprir o objetivo desse projeto, que é a implementação de uma plataforma com capacidade de auxiliar tanto na construção de pesquisas de satisfação quanto na aplicação, sendo ainda sensível ao contexto do cliente.

Dessa forma, esse protótipo foi implementado utilizando técnicas de inferência de contexto, que auxiliam na seleção das questões a serem aplicadas aos clientes; IA e PLN são utilizadas pra auxiliar na construção das pesquisas de satisfação, ajudando encontrar pesquisas similares e a partir delas criar e oferecer sugestões de questões personalizadas para os aplicadores de pesquisas de satisfação. Na Seção 5.1 são listadas e detalhadas as funcionalidades existentes na plataforma usando as tecnologias mencionadas.

O capítulo está organizado da seguinte forma: na Seção 5.1, são apresentadas algumas das interfaces que compõem a plataforma implementada com a descrição das funcionalidades e das técnicas aplicadas, já na Seção 5.2 é apresentada a prova de conceito.

### 5.1 Protótipo

Através do estudo de diferentes técnicas computacionais de inteligência artificial, processamento de linguagem natural e inferência de contexto, foi desenvolvido um protótipo inteligente que busca auxiliar desde o processo de construção das pesquisas de satisfação até a sua aplicação.

Para isso, o software desenvolvido possui sua implementação baseada na arquitetura apresentada na Seção 4.1. Com a finalidade de realizar todo o processo esperado no funcionamento da plataforma, caracterizando-a, dessa forma, como uma plataforma inteligente na geração e aplicação de questões de satisfação baseada no contexto.

Para um melhor entendimento das funcionalidades e comportamento da plataforma, no decorrer dessa seção serão apresentadas algumas das interfaces da plataforma, com a descrição das técnicas utilizadas.

A Figura 5.1 apresenta telas referentes a funcionalidade de cadastro de uma nova organização no processo de construção de uma pesquisa de satisfação. Através delas

são inseridos dados importantes como nome, descrição, site, mídias sociais, localização, público alvo e áreas de atuação, referentes à instituição.

Todas essas informações são importantes para que a plataforma possa, com auxílio de IA e PLN, encontrar pesquisas similares e a partir delas construir e oferecer sugestões de questões personalizadas aos aplicadores de pesquisa.

Figura 5.1 – Visualização - tela de cadastro de novas organizações

The screenshot shows a registration form with the following fields and values:

- Dados da organização:**
  - Organização: UFOP
  - Descrição: incorporou as duas escolas localizadas no município, instituindo a Universidade Federal de Ouro Preto como uma fundação de Direito Público. Desde então, a universidade vem se expandindo com a criação de novos cursos e vagas.
  - Link website: ufop.br
  - Facebook: https://www.facebook.com/sua\_pagina
  - Instagram: @usuario
  - Indique no mapa a localização da organização: Buscar local

(a) Dados da organização

The screenshot shows two overlapping windows for selecting categories:

**Top Window: Informe a(s) categoria(s) de usuário(s) da organização:**

Buscar categorias (Ex: Clientes, Professores, Estudantes ...)

Categoria	Descrição	Ação
Professor	Professores de Instituição	Remover
Técnicos Administrativos	Servidores Técnicos Administrativos	Remover

**Bottom Window: Informe a(s) categoria(s) da organização:**

Buscar categorias (Ex: Educação, Saúde, Alimentação Etc)

Pós-Graduação			Ações
15	Educação Superior	Cursos de graduação	Remover
16	Pós-Graduação	Oferta de cursos de pós-graduação	Remover

VOLTAR AVANÇAR

(b) Público alvo e Áreas de Atuação

Fonte: Do autor (2021).

Uma vez que os dados são submetidos, a plataforma aplica um processo de extração de entidades (NER) no texto de descrição da nova organização, em seguida encontra pesquisas similares e as recomenda ao usuário (aplicador de pesquisa). Essa similaridade é obtida pela comparação dos textos referentes a descrição das organizações, utilizando (*word embeddings*). A Figura 5.3 apresenta a tela do protótipo com as recomendações, em que as pesquisas com maior similaridade disponíveis para serem utilizadas como referência são apresentadas.

Figura 5.2 – Visualização - Exibição de Pesquisas Similares

Organização	Descrição	Similaridade	Visualizar Detalhes	Selecionar
UFMG	A Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) é uma instituição de ensino superior pública federal brasileira, sediada na cidade de Belo Horizonte, no estado de Minas Gerais. É a maior universidade do...	80%	Visualizar Detalhes	Selecionar
UFV	A Universidade Federal de Viçosa (UFV) é uma das mais antigas instituições de ensino superior do Brasil. Ela foi inaugurada como Escola Superior de Agricultura e Veterinária (Esav), em 28 de agosto de...	74%	Visualizar Detalhes	Selecionar
UFLA	O câmpus da UFLA oferece ampla estrutura de apoio, como alojamentos estudantis, ginásio poliesportivo, quadras e estádio de futebol, restaurante universitário, lanchonetes, centro de convivência, cent...	55%	Visualizar Detalhes	Selecionar

Fonte: Do autor (2021).

Ao selecionar uma pesquisa similar como referência, o aplicador de pesquisa recebe sugestões de questões personalizadas para sua pesquisa de satisfação. Esse processo tem como objetivos: aproveitar a base de conhecimento pré-existente e diminuir o tempo envolvido na construção de uma pesquisa de satisfação.

A Figura 5.3 exemplifica o processo de criação de questão (QG), em que uma questão pré-existente passa por um processamento de linguagem natural, nele são extraídas entidades (NER) da questão original, após a extração é calculada a similaridade entre as entidades extraídas da questão original com as entidades pré-extraídas da descrição da nova organização, nos casos onde existam similaridades superiores a 50% acontece a substituição pela entidade com maior similaridade.

Nos demais casos, onde não existe similaridade superior a 50%, entre as entidades extraídas da questão original com as entidades extraídas da descrição da nova organização, a plataforma marca entidades encontradas na questão original e oferece sugestões, com



base na similaridade dentro do modelo de *word embeddings*. Permitindo assim, que o aplicador de pesquisa, caso ache necessário, possa realizar alterações, como pode ser observado na Figura 5.4.

Figura 5.3 – Sugestão de questões



Fonte: Do autor (2021).

Figura 5.4 – Visualização - Sugestão de questões

Domínio	Descrição	Similaridade
conferências		0.7965725660324097
workshops		0.6797525882720947
entrevistas		0.6277683973312378
seminários		0.6253021955490112
mostras		0.619225263595581

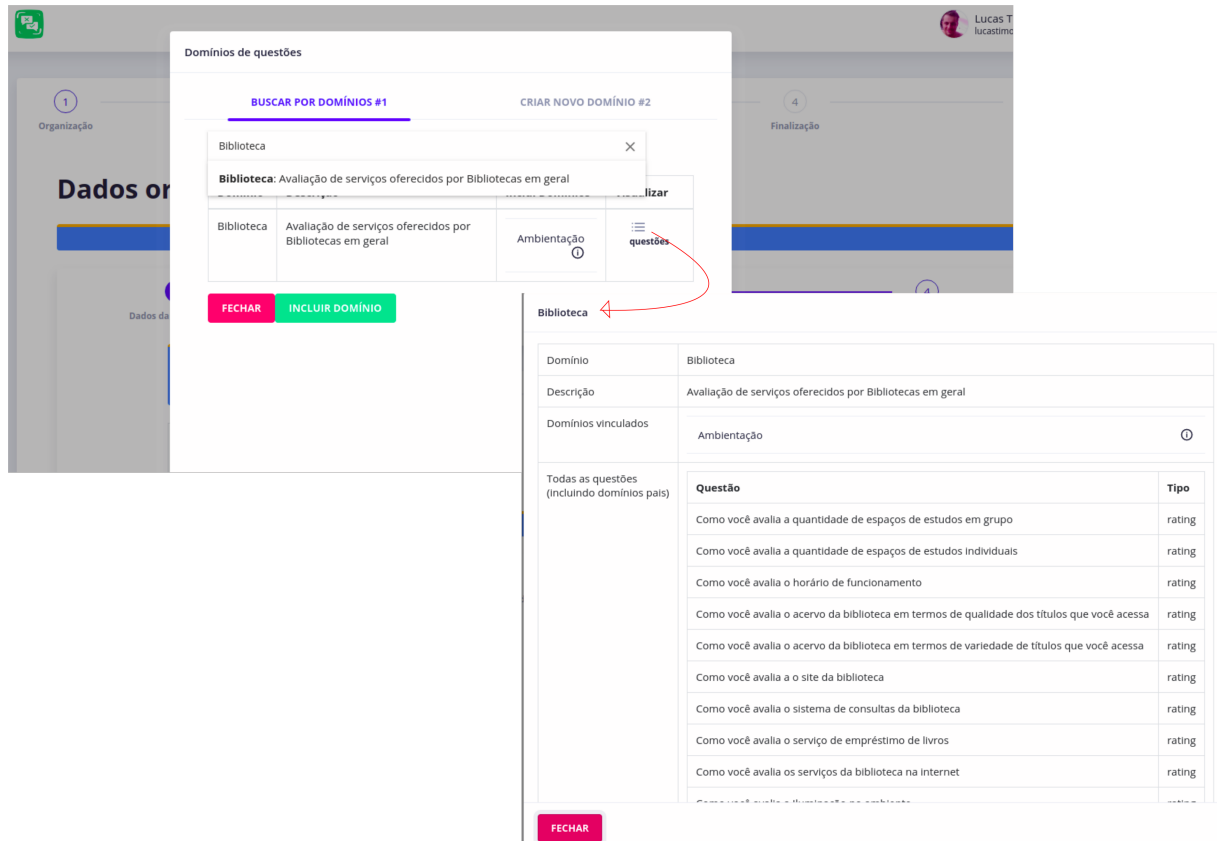
Sugestões	Tipo	Ações
Você já participou de alguma ação de extensão ou cultura na UFOP ? (Exemplos: Cursos, Eventos, Projetos, Consultorias, Palestras, Congressos, Shows etc)	boolean	→

Fonte: Do autor (2021).

Já na Figura 5.5 é possível visualizar a interface de gerência de domínios, que implementa o conceito apresentado na seção 4.1, e permite o aproveitamento de questões

de modo colaborativo e incremental. Na interface o usuário (aplicador de pesquisa) pode criar ou buscar por domínios, já existentes, para adicionar à pesquisa.

Figura 5.5 – Visualização - Tela de busca por domínios de questão



Fonte: Do autor (2021).

Existem ainda no processo de construção da pesquisa de satisfação as etapas de cadastrar serviços e departamentos (unidades organizacionais), que são vinculados a organização. Finalizando, dessa forma, o fluxo de construção definido pela arquitetura, apresentado na Figura 4.10. A Figura 5.6 exibe a interface onde são inseridos os dados referentes aos serviços da organização.

Figura 5.6 – Visualização - Interface cadastro serviços

1 Serviço

2 Questões

Serviço: Ouidoria

Horário de funcionamento: Início: 08:00

Término: 18:00

Descrição: como um canal de interlocução com a sociedade, com vistas a mediar as relações entre a Administração Pública e o administrado, propondo ações corretivas ou de aproveitamento de sugestões viáveis e pertinentes.

AVANÇAR

Fonte: Do autor (2021).

Ao finalizar a construção de uma pesquisa o usuário (aplicador de pesquisa) é direcionado para a interface responsável pela geração do relatório de aplicação, nela são gerados diferentes códigos, do tipo *QR Codes*, que contêm informações do **contexto**, essas informações são importantes para que a plataforma possa determinar qual questão será aplicada ao cliente no momento da avaliação, como pode ser visto na Figura 5.7

Figura 5.7 – Visualização - Tela de relatório com informações para aplicação da pesquisa

Detalhes da pesquisa

Os QRcodes para coleta dos dados estão prontos!

Organização: UFOP

Contêm dados do contexto

QRcode

A leitura desse QRcode direciona o usuário para coleta de dados com questões referentes principalmente a organização UFOP.

Serviços

Departamentos

Fonte: Do autor (2021).

Os *QR Codes* gerados pela plataforma podem então ser distribuídos, seja de maneira física ou virtual nos ambientes da organização. No momento em que qualquer dispositivo compatível efetua a leitura de um destes códigos, o usuário (cliente) é au-

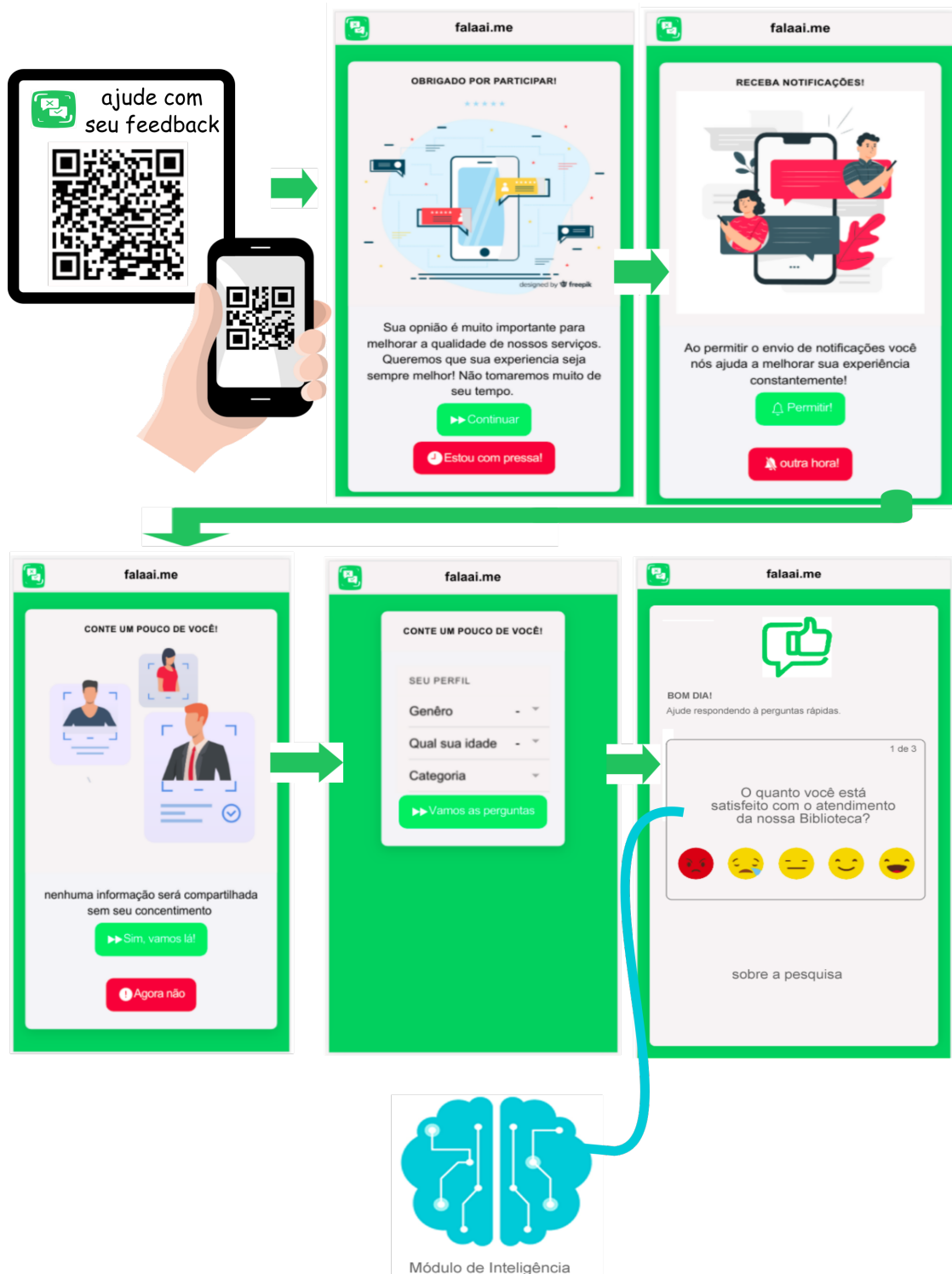
automaticamente direcionado ao aplicativo de coleta de *feedback's*, responsável por aplicar questões referentes a pesquisa de satisfação.

No primeiro acesso realizado pelo cliente, o aplicativo tenta obter duas permissões do usuário (cliente). A primeira permissão solicitada é para obter informações referentes a localização diretamente do dispositivo, essas informação tem como objetivo enriquecer os dados do contexto. A segunda permissão solicitada ao cliente é a autorização do envio de notificações pela plataforma, isso permite que a inteligência da plataforma envie perguntas em diferentes momentos aos clientes.

Ainda, no primeiro acesso, o aplicativo tenta colher informações como gênero, faixa etária e a categoria do cliente (caso exista mais de uma categoria de clientes na organização). Um identificador único, do tipo *hash*, é criado para o cliente, esse identificador permite a plataforma controlar o histórico do usuário. Essas informações são importantes para enriquecer o **contexto do cliente**.

O aplicativo submete então todas essas informações para a plataforma, que determina qual (is) pergunta (s) deve (m) ser aplicada (s). A Figura 5.8 apresenta o fluxo e as telas envolvidas no processo de coleta de *feedback's*.

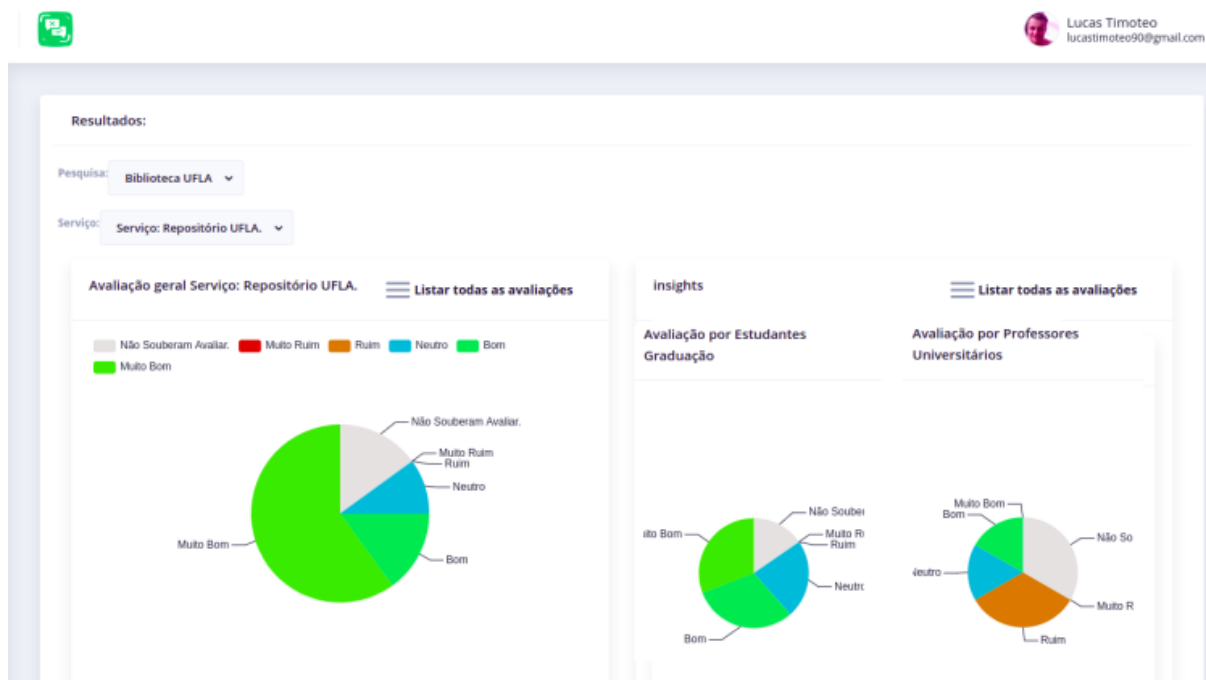
Figura 5.8 – Visualização - Aplicativo de coleta



Fonte: Do autor (2021).

Por fim, encerrando o ciclo do processo, existe a interface de acompanhamento contínuo da pesquisa (resultados), sempre em tempo real. Nela é possível aplicar filtros e conferir recortes por serviços e perfis de clientes.

Figura 5.9 – Visualização da tela de acompanhamento em tempo real



Fonte: Do autor (2021).

## 5.2 Avaliação do Protótipo

Dresch, Lacerda e Júnior (2015) definem formas, métodos e técnicas para avaliação de artefatos em que uma das formas de avaliação apresentadas é a Experimental, que consiste em estudar o artefato em um ambiente controlado para verificar suas qualidades. Sendo assim, realizou-se uma prova de conceito, utilizando o protótipo apresentado na seção 5.1, tendo por objetivo validar as ideias propostas no Capítulo 4, ou seja, verificar se os requisitos, a arquitetura e as funcionalidades propostas são aplicáveis em um ambiente real.

O protótipo foi utilizado por consumidores de serviços da Biblioteca Universitária da Universidade Federal de Lavras (UFLA), em Lavras - MG, Brasil, no mês de novembro de 2020, por um período de 30 dias, em função da pandemia COVID-19 declarada pela OMS, apenas serviços virtuais foram avaliados. Para isso, foram selecionados três serviços para aplicação da pesquisa de satisfação:

- Atendimento aos usuários via chat;
- Acesso aos acervos das bibliotecas virtuais (acesso a *ebook's*);
- Serviço de Repositório Institucional.

As questões relacionadas a esses serviços foram aplicadas a diferentes tipos de usuários:

- estudantes de graduação;
- estudantes de pós-graduação;
- professores universitários;
- técnicos administrativos.

A elaboração do questionário a ser aplicado, composto por um conjunto de 14 questões referentes aos serviços, foi feito pela equipe de gestão da Biblioteca utilizando a plataforma. Após definida as questões foram gerados os *QR Codes* referentes aos serviços a serem avaliados, a saber (Tabela 5.1):

Os dados obtidos nessa pesquisa não foram analisados, por não fazer parte do escopo deste trabalho. Uma vez que a proposta do mesmo é apresentar uma prova de conceito e verificar sua viabilidade para os clientes ao invés de analisar os serviços mencionados.

Para isso, os *QR Code's* foram distribuídos pelas páginas referentes aos serviços, de forma que os clientes faziam a leitura no momento em que estavam consumindo o serviço e realizavam sua avaliação. Ao final de cada avaliação feita pelo cliente foi apresentada uma última questão:

***Desenvolvemos uma nova forma de avaliação, com poucas perguntas e alternativas simples. Como você avalia essa experiência?***

Com alternativa de resposta em escala *Tipo Likert* de 1 a 5, sendo 5 o máximo de satisfação, para que fosse possível avaliar o modelo na perspectiva do cliente e dessa forma responder a questão de pesquisa. Foram realizadas 68 avaliações de serviços por pessoas distintas. O resultado dessa avaliação é apresentado na Tabela 5.2.

Como pode ser observado 69% dos clientes (usuários da biblioteca) consideraram positiva a experiência de avaliar o serviço através da plataforma, desses, 61% avaliaram a experiência com nota 5 (nota máxima). Apenas 13% dos usuários consideraram a experiência da avaliação negativa. Dessa forma, o resultado traz evidências e sugere uma resposta positiva a questão de pesquisa deste trabalho. Indicando que pela perspectiva do cliente existe uma boa experiência ao utilizar o protótipo da plataforma.

Tabela 5.1 – Perguntas aplicadas no experimento

<b>Serviço</b>	<b>Questão</b>	<b>Tipo</b>
Atendimento Online(Chat)	<b>1.</b> Quão satisfeito você ficou com o atendimento virtual?	<i>Escala Likert</i>
	<b>2.</b> Seu problema foi resolvido?	Binária
Bibliotecas Virtuais	<b>3.</b> Como foi sua experiência ao utilizar a Biblioteca Virtual?	<i>Escala Likert</i>
	<b>4.</b> Como foi sua experiência ao utilizar a Biblioteca Virtual (Minha Biblioteca)?	<i>Escala Likert</i>
	<b>5.</b> Você teve alguma dificuldade ao usar a plataforma?	Binária
	<b>6.</b> Você conseguiu encontrar o conteúdo que procurava?	Binária
	<b>7.</b> Em relação ao conteúdo disponibilizado (quantidade e qualidade dos títulos ), qual seu nível de satisfação?	<i>Escala Likert</i>
	<b>8.</b> Você recomendaria a plataforma a seus amigos?	Binária
	<b>9.</b> Entre a possibilidade de fazer o empréstimo de um livro físico ou acessar o livro online, você faria a opção pelo acesso virtual?	Binária
Repositório UFLA	<b>10.</b> Como foi sua experiência ao utilizar o RI-UFLA?	<i>Escala Likert</i>
	<b>11.</b> Você conseguiu encontrar o conteúdo que procurava?	Binária
	<b>12.</b> Você recomendaria o RI-UFLA a seus amigos?	Binária
	<b>13.</b> Em relação a qualidade do conteúdo disponível no RI-UFLA, como você avalia?	<i>Escala Likert</i>
	<b>14.</b> Como você avalia o atendimento do setor RI-UFLA	<i>Escala Likert</i>

Fonte: Do autor (2021).

### 5.2.1 Discussão

Não é possível colher evidências a partir da prova de conceito realizada que possam indicar a validade da hipótese que o melhor cenário é aquele onde os clientes sejam questionados em uma curta janela de tempo, entre o consumo do serviço e a coleta da avaliação, com perguntas sucintas e diretas ao invés de responder à questionários, muitas das vezes extensos, referentes à serviços que foram consumidos a muito tempo, alguns dos quais o usuário pode não se lembrar como foi sua experiência. Obtendo assim, uma avaliação mais fiel ao seu sentimento com relação a determinado serviço. Porém cumpre o objetivo de responder a questão de pesquisa deste trabalho.

Embora seja um bom indicativo observar que a maioria dos clientes avaliou como positiva a experiência de utilizar o protótipo para fornecer *feedbacks*, ainda é cedo para



Tabela 5.2 – Avaliações do experimento.

Pergunta	Usuários que não souberam avaliar	Total de avaliações nota 1	Total de avaliações nota 2	Total de avaliações nota 3	Total de avaliações nota 4	Total de avaliações nota 5
P1	4 (5,8%)	2 (2,9%)	7 (10,2%)	8 (11,7%)	18 (26,4%)	29 (42,6%)

Fonte: Do autor (2021).

afirmar que a solução proposta (plataforma) é uma alternativa viável em relação aos métodos tradicionais, contudo a avaliação positiva da experiência, feita pelos consumidores de serviço, reforça a importância de se avançar na experimentação, envolvendo um número maior tanto de aplicadores de pesquisa como de clientes.

## 6 CONCLUSÃO

Este capítulo aborda os resultados deste trabalho, com relação a seus objetivos, contribuições e trabalhos futuros. A Seção 6.1 resume as principais conclusões. A Seção 6.2 analisa as principais contribuições. A Seção 6.3 apresenta as limitações desse trabalho. A Seção 6.4 descreve possíveis ideias para trabalhos futuros.

### 6.1 Síntese

Embora existam diversas formas de avaliar a satisfação de clientes sobre determinado serviço, sabe-se que é demandado tempo, esforço e conhecimento para a criação das pesquisas de satisfação, com o adicional de que o momento da aplicação pode influenciar em seu resultado. Dessa forma, sugere-se que o uso de uma plataforma inteligente para auxiliar desde a criação até a aplicação das pesquisas, pode ser de grande valia, para a agilidade no momento da criação e melhor qualidade dos *feedbacks* recebidos. Neste sentido, diferentes técnicas podem ser combinadas e aplicadas de forma que essa plataforma tenha as características mencionadas.

Neste trabalho, foi proposta uma plataforma inteligente que auxilie desde a criação de pesquisas, com sugestão e identificação de domínio, até a aplicação, considerando o contexto do cliente. Para atingir esse objetivo, a metodologia DSR foi seguida, finalmente, tendo identificado o problema, foram realizados estudos entorno de técnicas que poderiam proporcionar o comportamento esperado para a plataforma.

Observa-se que a plataforma implementada possui o que foi proposto, já que, utilizando técnicas de inferência de contexto, auxilia na seleção das questões a serem aplicadas aos clientes e com o uso de técnicas IA e PLN, auxilia na construção das pesquisas de satisfação, ajudando encontrar pesquisas similares e a partir delas criando e oferecendo sugestões de questões personalizadas para os aplicadores da pesquisa de satisfação. Com isso foi possível a realização de uma prova de conceito para responder a questão de pesquisa deste trabalho, obtendo como resposta uma avaliação positiva.

### 6.2 Contribuições

Conforme discutido na Seção 2.1, a avaliação da satisfação de clientes é um processo essencial para as organizações, porém a construção e aplicação dessas pesquisas pode

demandar significativa quantidade de tempo e esforço, além disso, é importante considerar o contexto do usuário no momento da avaliação.

Portanto, este trabalho descreve a arquitetura de uma plataforma inteligente para criação e aplicação de pesquisas de satisfação sensíveis ao contexto do usuário. Adicionalmente, apresenta um protótipo inteligente e funcional construído a partir das especificações da arquitetura exposta.

Além disso, foi realizada uma prova de conceito com usuários de uma biblioteca, utilizando o protótipo para avaliar serviços virtuais. Foi possível colher evidências que indicam uma boa experiência dos clientes ao utilizar o protótipo. Dessa forma, sugere-se ainda, que o uso de um conjunto de técnicas computacionais composto por IA, PLN e CAC, modelados para a construção de uma plataforma de avaliação de serviços pode vir a ser uma alternativa viável, ao menos, pela perspectiva do cliente.

### 6.3 Limitações

O trabalho descrito apresentou limitações quanto ao número reduzido de usuários no uso da plataforma e sua utilização para avaliar apenas serviços virtuais, em virtude da COVID-19, os serviços que inicialmente fariam parte do processo de avaliação (experimentos), não foram passíveis de análise, por serem atividades presenciais.

O protótipo não foi avaliado na perspectiva do aplicador, dessa forma, não se sabe se existe uma boa experiência, e o quão pertinente é seu uso para o aplicador da pesquisa de satisfação.

Diante da impossibilidade de avaliar serviços presenciais, em que avaliações já eram realizadas da maneira tradicional, não foi realizada uma comparação das avaliações para identificar, ou não, a diferença dos resultados nas diferentes abordagens.

### 6.4 Trabalhos Futuros

Um dos principais objetivos é avançar na geração automática de questões, com a construção de modelos inteligentes utilizando técnicas avançadas de *deep learning*.

Considerando a experiência positiva por parte dos clientes, almeja-se expandir a prova de conceito e realizá-la em serviços presenciais, que já possuam um histórico de avaliações de maneira tradicional. Com isso, será possível realizar um comparativo dos resultados e verificar se existe diferença nos *feedback's* obtidos nas diferentes abordagens.

Além disso, resta realizar experimentos que envolvam aplicadores de pesquisa em uma escala significativa, para verificar a viabilidade e aceitabilidade do uso da plataforma para a construção de aplicação de pesquisas de satisfação.

Por fim, através dos experimentos a serem realizados nos trabalhos futuros, pretende-se responder questões como:

- Quanto as recomendações de questões da plataforma contribuem no processo de criação da pesquisa de satisfação?
- Quanto uma plataforma para aferição e análise da satisfação de clientes/usuários, que contenha a união de técnicas de inferência de contexto e modelos de IA, pode ser útil na avaliação de serviços prestados pela perspectiva do aplicador de pesquisas?
- O tempo envolvido na construção e aplicação da pesquisa foi otimizado?
- Existe diferença nos *feedbacks* obtidos pela plataforma dos coletados de maneira tradicional?

Realizando, dessa maneira, uma avaliação completa da plataforma inteligente.

## REFERÊNCIAS

- ABOWD, G. D. *et al.* Towards a better understanding of context and context-awareness. In: GELLERSEN, H. B. (ed.). **HUC '99: Proceedings of the 1st international symposium on Handheld and Ubiquitous Computing**. Berlin: Springer-Verlag, 1999. p. 304-307. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/647985.743843>. Acesso em: 30 mar. 2021.
- ABUSAIR, M. *et al.* A statistical approach for context-awareness of mobile applications. In: MUCCINI, H. (ed.). **European Conference on Software Architecture**. Berlin: Springer-Verlag, 2020. p. 180-194. (Communications in Computer and Information Science, 1269). Disponível em: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-59155-714>. Acesso em: 30 mar. 2021.
- BROCKE, J. V.; LIPPE, S. Taking a project management perspective on design science research. In: WINTER, R.; ZHAO, J. L.; AIER, S. (ed.). **Global perspectives on Design Science Research**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010. p. 31-44. (Lecture Notes in Computer Science, 6105). Disponível em: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-13335-03>. Acesso em: 30 mar. 2021.
- BROCKE, J. V.; MAEDCHE, A. The DSR grid: six core dimensions for effectively planning and communicating design science research projects. **Electronic Markets**, [S. l.], v. 29, n. 3, p. 379-385, sept. 2019. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/spr/elmark/v29y2019i3d10.1007s12525-019-00358-7.html>. Acesso em: 30 mar. 2021.
- CAO, Q.; NIU, X. Integrating context-awareness and utaut to explain alipay user adoption. **International Journal of Industrial Ergonomics**, Amsterdam, v. 69, p. 9-13, Jan. 2019. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169814117305012>. Acesso em: 30 mar. 2021
- CHOLLET, F. *et al.* **Deep learning with Python**. Manning: New York, 2018. v. 361.
- COPPIN, B. **Inteligência artificial**. São Paulo: Grupo Gen-LTC, 2015.
- DIXON, M.; FREEMAN, K.; TOMAN, N. Stop trying to delight your customers. **Harvard Business Review**, Boston, v. 88, n. 7/8, p. 116-122, 2010. Disponível em: <http://www.m-e-c.net/images/E.BrintonHBRStopDelightingCustomers.pdf>. Acesso em: 30 mar. 2021.
- DOUBOVA, S. V. *et al.* User experience and satisfaction with specialty consultations and surgical care in secondary and tertiary level hospitals in mexico. **BMC Health Services Research**, [S. l.], v. 19, n. 1, p. 872, Nov. 2019. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31752851/>. Acesso em: 30 mar. 2021.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; JÚNIOR, J. A. V. A. **Design science research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: Bookman Editora, 2015.

DU, X.; CARDIE, C. Identifying where to focus in reading comprehension for neural question generation. In: PALMER, M.; HWA, R.; RIEDEL, S. (ed.). **Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**. Copenhagen, Denmark: Association for Computational Linguistics, 2017. p. 2067-2073. Disponível em: <https://www.aclweb.org/anthology/D17-1219/>. Acesso em: 30 mar. 2021.

FILATRO, A. **Data Science na educação: presencial, a distância e corporativa**. São Paulo: Saraiva, 2020.

GATTI, B. Pesquisar em educação: considerações sobre alguns pontos-chave. **Revista Diálogo Educacional**, Curitiba, v. 6, n. 19, p. 25-35, set./dez. 2006. Disponível em: <https://periodicos.pucpr.br/index.php/dialogoeducacional/article/view/24177>. Acesso em: 30 mar. 2021.

HARTMANN, N. et al. Portuguese word embeddings: evaluating on word analogies and natural language tasks. **arXiv**, [S. l.], 20 aug. 2017. [v. 1]. Preprint. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1708.06025>, 2017. Acesso em: 30 mar. 2021.

HASSENZAHN, M.; TRACTINSKY, N. User experience-a research agenda. **Behaviour Information Technology**, London, v. 25, n. 2, p. 91-97, 2006. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01449290500330331>. Acesso em: 30 mar. 2021.

HEVNER, A. R. et al. Design science in information systems research. **MIS Quarterly**, Minneapolis, v. 28, n. 1, p. 75-105, mar. 2004. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/25148625?seq=1>. Acesso em: 30 mar. 2021.

KILLAWALA, A.; KHOKHLOV, I.; REZNIK, L. Computational intelligence framework for automatic quiz question generation. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE), 2018. **Proceeding...** Rio de Janeiro: IEEE, 2018. p. 1-8. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8491624>. Acesso em: 30 mar. 2021.

KRITIKOS, K. et al. A survey on service quality description. **ACM Computing Surveys**, New York, v. 46, n. 1, p. 1, July 2013. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2522968.2522969>. Acesso em: 30 mar. 2021.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **Nature**, [S. l.], v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/nature14539>. Acesso em: 30 mar. 2021.

LI, D.; DU, Y. **Artificial intelligence with uncertainty**. Boca Raton: CRC Press, 2017.

LOUHAB, F. E.; BAHNASSE, A.; TALEA, M. Considering mobile device constraints and context-awareness in adaptive mobile learning for flipped classrooms. **Education and Information Technologies**, London, v. 23, n. 6, p. 2607-2632, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10639-018-9733-3>. Acesso em: 30 mar. 2021.

LU, H. et al. Brain intelligence: go beyond artificial intelligence. **Mobile Networks and Applications**, Amsterdam, v. 23, n. 2, p. 368–375, 2018. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11036-017-0932-8>. Acesso em: 30 mar. 2021.

LYTINEN, S. L. Artificial intelligence: natural language processing. In: LYTINEN, S. L. **Van Nostrand's Scientific Encyclopedia**. American Cancer Society, 2005. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/0471743984.vse0672>. Acesso em: 30 mar. 2021.

MIKOLOV, T. et al. Efficient estimation of word representations in vector space. **arXiv**, [S. l.], 7 sept. 2013. [v. 3]. Preprint. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1301.3781>. Acesso em: 30 mar. 2021.

MITTAL, V.; FRENNEA, C. Customer satisfaction: a strategic review and guidelines for managers. **Social Science Research Network**, [S. l.], 2010. Preprint. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstractid=2345469>. Acesso em: 30 mar. 2021.

NGUYEN, Q. et al. Understanding customer satisfaction in the uk quick service restaurant industry: The influence of the tangible attributes of perceived service quality. **British Food Journal**, Bradford, v. 120, n. 6, p. 1207-1222, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/BFJ-08-2017-0449>. Acesso em: 30 mar. 2021.

OLNEY, A. M.; GRAESSER, A. C.; PERSON, N. K. Question generation from concept maps. **Dialogue and Discourse**, [S. l.], v. 3, n. 2, p. 75-99, 2012. Disponível em: <https://journals.linguisticsociety.org/elanguage/dad/article/view/1480.html>. Acesso em: 30 mar. 2021.

PAN, L. et al. Recent advances in neural question generation. **arXiv**, [S. l.], 4 june. 2019. [v. 3]. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1905.08949>. Acesso em: 30 mar. 2021.

PEFFERS, K. *et al.* A design science research methodology for information systems research. **Journal of Management Information Systems**, Amonk, v. 24, n. 3, p. 45–77, 2007. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.2753/MIS0742-1222240302>. Acesso em: 30 mar. 2021.

PHITHAKKITNUKON, S.; DANTU, R. Contextalert: context-aware alert mode for a mobile phone. **International Journal of Pervasive Computing and**

**Communications**, [S. l.], v. 6, n. 3, p. 1-23, 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/17427371011084266>. Acesso em: 30 mar. 2021.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. Boston: Pearson Education, 2016. (Prentice Hall series in artificial intelligence).

SEJNOWSKI, T. J. **A Revolução do aprendizado profundo**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2020.

SILVA, W. C. P. d.; PEDROSA, G. V.; GOMES, M. M. F. **Proposta de modelo de avaliação da satisfação de usuários de serviços públicos**. Brasília: Universidade de Brasília, Faculdade Gama, 2020. Disponível em: <https://repositorio.unb.br/handle/10482/39291>. Acesso em: 30 mar. 2021.

SMOLA, A.; VISHWANATHAN, S. **Introduction to machine learning**. Boca Raton: CRC Press / Taylor Francis, 2008.

SUBBU, K. P.; VASILAKOS, A. V. Big data for context aware computing: perspectives and challenges. **Big Data Research**, [S. l.], v. 10, p. 33-43, Dec. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2017.10.002>. Acesso em: 30 mar. 2021.

SUN, S.; LUO, C.; CHEN, J. A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. **Information Fusion**, [S. l.], v. 36, p. 10-25, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.10.004>. Acesso em: 30 mar. 2021.

TAN, R. *et al.* Metadata management of context resources in context-aware middleware system. In: WANG, F. L. (ed.). **International Conference on Web Information Systems and Mining**. Berlin: Springer-Verlag, 2012. p. 350-357. (Lecture Notes in Computer Science, 7529). Disponível em: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-33469-646>. Acesso em: 30 mar. 2021.

WANG, J. *et al.* Research on the role of influencing factors on hotel customer satisfaction based on bp neural network and text mining. **Information**, [S. l.], v. 12, n. 3, 2021. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2078-2489/12/3/99>. Acesso em: 30 mar. 2021.

WANG, S. *et al.* A Multi-Agent Communication Framework for Question-Worthy Phrase Extraction and Question Generation. **Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence**, [S. l.], v. 33, n. 01, p. 7168-7175, 2019. Disponível em: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/4700>. Acesso em: 30 mar. 2021.

YÜRÜR, Ö. *et al.* Context-awareness for mobile sensing: A survey and future directions. **IEEE Communications Surveys Tutorials**, [S. l.], v. 18, n. 1, p. 68-93, 2016. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6985718>. Acesso em: 30 mar. 2021.



ZEITHAML, V. A.; BITNER, M. J.; GREMLER, D. D. **Marketing de serviços: a empresa com foco no cliente**. Porto Alegre: AMGH, 2014.

ZHOU, G.; SU, J. Named entity recognition using an hmm-based chunk tagger. In: ISABELLE, P. (ed.). **ACL '02: Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics**. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2002. p. 473-480. Disponível em: <https://doi.org/10.3115/1073083.1073163>. Acesso em: 30 mar. 2021.