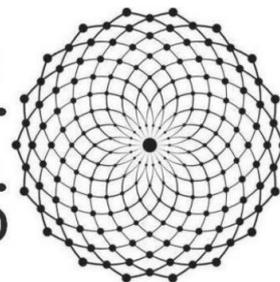


MODELAGEM
COMPUTACIONAL
DE CONHECIMENTO



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**ANÁLISE DA CONFIANÇA DE ESTUDANTES DE AMBIENTES
VIRTUAIS DE APRENDIZAGEM EM ITENS OFERECIDOS POR
SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO**

Alana Viana Borges da Silva Neo

Orientador:
Ranilson Oscar Araújo Paiva

Coorientador:
Leonardo Brandão Marques

Maceió/AL

2021

ALANA VIANA BORGES DA SILVA NEO

**ANÁLISE DA CONFIANÇA DE ESTUDANTES DE AMBIENTES
VIRTUAIS DE APRENDIZAGEM EM ITENS OFERECIDOS POR
SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO**

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Curso de Mestrado
em Modelagem Computacional de Conhecimento do
Instituto de Computação da Universidade Federal de
Alagoas.

Orientador: Ranilson Oscar Araújo Paiva

Coorientador: Leonardo Brandão Marques

Maceió/AL

2021

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico

Bibliotecária: Taciana Sousa dos Santos – CRB-4 – 2062

N438a Neo, Alana Viana Borges da Silva.
Análise da confiança de estudantes de ambientes virtuais de aprendizagem em itens oferecidos por sistemas de recomendação / Alana Viana Borges da Silva Neo. – 2022.
130 f. : il. color.

Orientador: Ranilson Oscar Araújo Paiva.
Coorientador: Leonardo Brandão Marques.
Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento) – Universidade Federal de Alagoas. Instituto de Computação. Maceió, 2021.

Bibliografia: f. 95-101.
Apêndices: f. 102-129.
Anexo: f. 130.

1. Ambientes virtuais de aprendizagem. 2. Ensino remoto. 3. Sistemas de recomendação. I. Título.

CDU: 004: 371.3

Folha de Aprovação

ALANA VIANA BORGES DA SILVA NEO

Análise da confiança de estudantes de ambientes online de aprendizagem em itens oferecidos por sistemas de recomendação, em relação à personalização da explicação que justifica o item recomendado

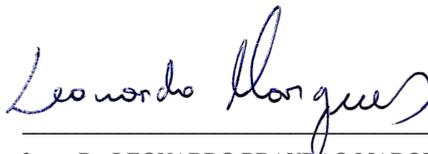
Dissertação submetida ao corpo docente do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional de Conhecimento da Universidade Federal de Alagoas e aprovada em 30 de NOVEMBRO de 2021.

Documento assinado digitalmente
 Ranilson Oscar Araujo Paiva
Data: 06/02/2022 19:00:16-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Prof. Dr. RANILSON OSCAR ARAUJO PAIVA

Instituto de Computação - UFAL
Presidente e Orientador

Banca Examinadora:



Professor Dr. LEONARDO BRANDAO MARQUES

Centro de Educação da Universidade Federal de Alagoas - UFAL
Coordenador

Documento assinado digitalmente
 Diego Dermeval Medeiros da Cunha Matos
Data: 28/01/2022 17:30:12-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Professor Dr. DIEGO DERMEVAL MEDEIROS DA CUNHA MATOS

Faculdade de Medicina - UFAL
Examinador interno

Documento assinado digitalmente
 RAFAEL FERREIRA LEITE DE MELLO
Data: 28/01/2022 20:23:44-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Professora Dr. RAFAEL FERREIRA LEITE DE MELLO

Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

Examinador externo

Dedicatória

Dedico este trabalho a Deus e a minha família
por todo apoio e paciência.

Agradecimentos

Agradeço ao meu esposo Giseldo, que sempre acreditou em mim, me incentivou e esteve ao meu lado com muita paciência nos momentos difíceis.

À minha mãe Ana Lize pela paciência, apoio e por ter cuidado das minhas filhas nos momentos em que estive ausente. E especialmente as minhas adoradas filhas Alice e Gisella, por entenderem as ausências da mamãe e mesmo assim me passarem confiança.

Ao meu pai Neto e ao meu irmão Artur que me incentivaram e foram pacientes nos meus momentos de estresse.

À minha querida Bá (*in memoriam*) que foi como uma mãe para mim e me ensinou valores que nunca esquecerei.

Aos demais membros da minha família, Vó Ilza, tios, tias, primos e primas e em especial a minha avó Enaura de 97 anos, que mesmo sendo analfabeta me ensinou muito, principalmente a ter forças e perseverar.

Aos colegas e professores do curso de Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento, principalmente a Suzana e Luan por terem contribuído e auxiliado nessa caminhada.

Aos servidores do Instituto de Computação, em especial aos ligados ao Programa de Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento, em especial ao Anderson, pela competência e boa vontade em auxiliar sempre que necessário.

Ao meu coorientador Professor Leonardo pelas contribuições no meu trabalho.

Ao meu orientador Professor Ranilson, pela contribuição durante todo o processo e desenvolvimento deste trabalho, pela paciência, compreensão e por suas inestimáveis orientações.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos, tornando possível a produção e desenvolvimento deste trabalho. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Muito obrigado a todos que direta ou indiretamente contribuíram na construção desta pesquisa.

“Begin, be bold and venture to be wise.”

Quintus Horatius Flaccus (Horace)

Resumo

Os ambientes virtuais de aprendizagem foram desenvolvidos como uma forma online para que o aluno pudesse interagir com seus professores, colegas e conteúdo do curso. Estes ambientes dispõem de recursos pedagógicos em quantidade e diversidade, permitindo recomendações desses aos estudantes, baseando-se nas suas respectivas necessidades, além das competências que deverão ser desenvolvidas. Porém, há limitações nesses sistemas de recomendação em ambientes virtuais de aprendizagem, principalmente em relação à qualidade das recomendações, levando a problemas referentes à aceitação das recomendações por parte dos estudantes. Um dos fatores que pode levar à não aceitação das recomendações recebidas é a falta de confiança. Uma possível abordagem para este problema é explicar aos estudantes como essa recomendação foi criada. Para isso, pretendemos identificar se existe diferença na confiança de estudantes em recomendações: (1) com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação do próprio estudante e; (2) com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação da turma. Para avaliar nossa pesquisa, realizamos um experimento para avaliar a preferência e percepção de estudantes do ensino superior, quanto à explicação das recomendações enviadas pelo ambiente virtual de aprendizagem. Para isso, realizamos um experimento e utilizamos os dados de interações desses estudantes com o conteúdo de um curso online de introdução à computação. A partir desses dados, selecionamos os dados de um estudante com problemas no seu desempenho e interação, e geramos recomendações alinhadas com as suas necessidades. Em seguida, criamos as explicações para essas recomendações e avaliamos, por meio de um *survey*, o impacto da confiança dos estudantes em relação às recomendações pedagógicas geradas de forma personalizada para o aluno e para a turma. Esperamos com este trabalho contribuir para uma melhoria na qualidade das recomendações e para aumentar a confiança dos estudantes em relação a recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem.

Palavras-chave: ambientes virtuais de aprendizagem, ensino online, sistemas de recomendação, explicação da recomendação, confiança.

Abstract

Virtual learning environments were developed as an online way for students to interact with their teachers, peers and course content. These environments have pedagogical resources in quantity and diversity, allowing for recommendations of these to students, based on their respective needs, in addition to the skills that should be developed. However, there are limitations in these recommendation systems in virtual learning environments, especially in relation to the quality of recommendations, leading to problems regarding the acceptance of recommendations by students. One of the factors that can lead to non-acceptance of received recommendations is lack of trust. One possible approach to this problem is to explain to students how this recommendation was created. For this, we intend to identify whether there is a difference in the students' confidence in recommendations: (1) with personalized explanation according to the student's own performance and interaction; (2) with personalized explanation according to the performance and interaction of the class. To evaluate our research, we performed an experiment to assess the preference and perception of higher education students regarding the explanation of the recommendations sent by the online learning environment. For this, we performed an experiment and used data from these students' interactions with the content of an online introductory computer course. From this data, we select the data of a student with problems in their performance and interaction, and we generate recommendations aligned with their needs. We then create explanations for these recommendations and assess, through a *survey*, the impact of student confidence in the pedagogical recommendations generated in a personalized way for the student and the class. We hope with this work to contribute to an improvement in the quality of recommendations and to increase students' confidence in pedagogical recommendations in virtual learning environments.

Keywords: virtual learning environments, online teaching, recommender systems, explained recommendations, confidence.

Lista de Figuras

Figura 1: Exemplo de cálculo de CD e CI	45
Figura 2: Modelo de Geração de Recomendação.....	46
Figura 3: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de desempenho e interação.....	47
Figura 4: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de interação	48
Figura 5: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de desempenho .	49
Figura 6: Metodologia e fluxo do experimento e do <i>Survey</i>	52
Figura 7: Organização do curso	53
Figura 8: Tela com os tópicos do Módulo 1 do S-Partner	54
Figura 9: Tela Notificações do S-Partner	55
Figura 10: Tela Login do S-Partner	56
Figura 11: Tela Acesso aos módulos do S-Partner	56
Figura 12: Tela Recomendação do S-Partner.....	57
Figura 13: Confiança na Recomendação.....	80
Figura 14: Confiança na Explicação	81
Figura 15: Recomendação Coerente com o Problema Pedagógico.....	82
Figura 16: O texto da recomendação explica o motivo pelo qual está recebendo as recomendações.....	83
Figura 17: Você seguiria as recomendações	84

Lista de Tabelas

Tabela 1: Hipóteses da pesquisa.....	19
Tabela 2: Tabela comparativa dos trabalhos relacionados	40
Tabela 3: Variáveis, tipos e possíveis valores	65
Tabela 4: Teste de Normalidade Shapiro Wilk	67
Tabela 5: Análise descritiva das respostas da Afirmação 1	68
Tabela 6: p-valor Afirmação 1	69
Tabela 7: Análise descritiva das respostas da Afirmação 2	69
Tabela 8: p-valor Afirmação 2	70
Tabela 9: Análise descritiva das respostas da Afirmação 3	70
Tabela 10: p-valor Afirmação 3	71
Tabela 11: Análise descritiva das respostas da Afirmação 4	71
Tabela 12: p-valor Afirmação 4	72
Tabela 13: Análise descritiva das respostas da Afirmação 5	72
Tabela 14: p-valor Afirmação 5	73
Tabela 15: Análise descritiva das respostas da Afirmação 6	73
Tabela 16: p-valor Afirmação 6	74
Tabela 17: Análise descritiva das respostas da Afirmação 7	74
Tabela 18: p-valor Afirmação 7	75
Tabela 19: Análise descritiva das respostas da Afirmação 8	75
Tabela 20: p-valor Afirmação 8	76
Tabela 21: Teste Kruskal-Wallis	76
Tabela 22: Tabela comparativa (Recomendação x características).....	86
Tabela 23: Resultados Cenário 1 (Recomendação 1).....	87
Tabela 24: Resultados Cenário 2 (Recomendação 2).....	88
Tabela 25: Resultados Cenário 3 (Ambas as recomendações).....	90

Lista de Abreviaturas e Siglas

AVA – Ambiente Virtual de Aprendizagem

CD – Coeficientes de desempenho

CI – Coeficientes de interação

SR – Sistemas de Recomendação

SRP – Sistemas de Recomendação Pedagógicas

TCLE – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

TICs – Tecnologias da Informação e Comunicação

Sumário

1. INTRODUÇÃO.....	13
1.1. MOTIVAÇÃO E CONTEXTUALIZAÇÃO.....	13
1.2. PROBLEMÁTICA.....	15
1.3. PROPOSTA DE SOLUÇÃO.....	17
1.4. OBJETIVOS.....	18
1.5. HIPÓTESES.....	19
1.6. METODOLOGIA.....	20
1.7. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	20
1.8. CONCLUSÕES.....	20
1.9. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	21
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	22
2.1. SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO EDUCACIONAIS.....	22
2.2. MODELAGEM E MODELO DO ESTUDANTE.....	24
2.3. EXPLICAÇÃO DA RECOMENDAÇÃO.....	25
2.4. CONFIANÇA.....	28
3. TRABALHOS RELACIONADOS.....	30
3.1. A TAXONOMY FOR GENERATING EXPLANATIONS IN RECOMMENDER SYSTEMS.....	30
3.2. A SURVEY OF EXPLANATIONS IN RECOMMENDER SYSTEMS.....	31
3.3. EVALUATING THE EFFECTIVENESS OF EXPLANATIONS FOR RECOMMENDER SYSTEMS METHODOLOGICAL ISSUES AND EMPIRICAL STUDIES ON THE IMPACT OF PERSONALIZATION.....	33
3.4. TRUST BUILDING IN RECOMMENDER AGENTS.....	34
3.5. PERSONALIZED EXPLANATIONS FOR HYBRID RECOMMENDER SYSTEMS.....	35
3.6. EXPLAINING COLLABORATIVE FILTERING RECOMMENDATIONS.....	
3.7. HOW SHOULD I EXPLAIN? A COMPARISON OF DIFFERENT EXPLANATION TYPES FOR RECOMMENDER SYSTEMS.....	38
3.8. TABELA COMPARATIVA.....	39
4. PROPOSTA.....	41
4.1. CONFIANÇA NA RECOMENDAÇÃO.....	41
4.2. POSSÍVEIS SOLUÇÕES PARA AUMENTO DA CONFIANÇA NOS SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO.....	42
4.3. O USO DE SISTEMAS DE RECOMENDAÇÕES PEDAGÓGICAS.....	43
4.4. ESTRUTURA DAS RECOMENDAÇÕES EXPLICADAS.....	44
5. METODOLOGIA.....	51
5.1. EXPERIMENTO.....	53
5.1.1 O curso de introdução à computação.....	53
5.1.2 O survey.....	58
5.1.3 Participantes.....	63
5.2. ANÁLISE E COLETA DE DADOS.....	64
5.2.1 Teste de normalidade por afirmação.....	66
5.2.2 Análise descritiva das afirmações.....	68
5.2.3 Teste de Kruskal-wallis por afirmação.....	76
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	78
7. CONCLUSÃO.....	92
REFERÊNCIAS.....	95

APÊNDICES	102
A. <i>Questionário elaborado para o experimento</i>	102
B. <i>Questionário disponibilizado no Google Forms</i>	110
C. <i>Comparação das 8 afirmações nos 3 cenários</i>	121
D. <i>Histogramas com a curva de normalidade nas 8 afirmações</i>	126
ANEXO	130

1. Introdução

O presente trabalho propõe avaliar como recomendar ações pedagógicas com base nas interações do próprio estudante ou do grupo do qual ele faz parte, impacta na confiança desse estudante na recomendação. Nessa proposta abordamos as áreas de pesquisa de Informática e Educação. A solução proposta possui o objetivo de medir o impacto da personalização, representado como o tipo da explicação da recomendação, na confiança dos estudantes em recomendações pedagógicas e será avaliada sob a perspectiva de um ambiente virtual de aprendizagem.

Neste capítulo, apresentamos a motivação e o contexto no qual a pesquisa está inserida, em seguida, apresentamos a problemática da pesquisa, descrevemos de forma breve, a proposta de solução, os objetivos, as hipóteses, a metodologia e os resultados esperados da pesquisa e, por fim, a organização geral do trabalho.

1.1. Motivação e contextualização

Os ambientes virtuais de aprendizagem são sistemas computacionais que integram diferentes mídias, linguagens, recursos, apresentam informações, socializam, desenvolvem e disponibilizam conteúdo independente do espaço, e o fornece a qualquer tempo ao estudante (ALMEIDA, 2003). Porém, não basta simplesmente concluir que o benefício surge única e exclusivamente a partir da simples adoção desta ferramenta tecnológica. A simples incorporação das Tecnologias da Informação e Comunicação (TICs) ou uso em si das TICs não geram, inexoravelmente, processos de inovação e melhoria do ensino e da aprendizagem; na verdade, são determinados usos específicos das TICs que parecem ter a capacidade de desencadear esses processos (COLL e MONEREO, 2010, p. 75).

O Ensino a distância é uma atividade mediada pelas TICs, onde as escolhas do estudante são relevantes para o complexo processo de aprendizado. Em contraponto ao ensino em sala de aula onde geralmente acontece um diálogo expositivo. Os estudantes da plataforma são constantemente levados a tomar diversas decisões, analisando seus próprios conhecimentos, tais como: o que estudar? quando estudar? e onde estudar? Os ambientes virtuais de aprendizagem foram desenvolvidos como uma forma online para que o aluno pudesse interagir

com seus professores, colegas e conteúdo do curso. Estes ambientes dispõem de recursos pedagógicos em quantidade e diversidade, permitindo recomendações desses aos estudantes, baseando-se nas suas respectivas necessidades, além das competências que deverão ser desenvolvidas (BURKE, 2007; GUIMARÃES E BORUCHOVITCH, 2004).

Neste sentido, temos que Sistemas de Recomendação (SR), são ferramentas de *software* e técnicas que provém sugestão de itens que despertam o interesse mais provável de um usuário em particular (RICCI, 2015, p.1). Hoje, os sistemas de recomendação exercem forte influência no comportamento do consumidor e nas percepções individuais do mundo.

Com a crescente quantidade de dados disponíveis, os sistemas de recomendação estão se disseminando em muitos aplicativos on-line, a fim de ajudar os usuários a navegar por enormes quantidades de informações e influenciar a tomada de decisões cotidiana (CHONG; ABELIUK, 2019). Os autores afirmam que até 2025, haverá cerca de 175 Zettabytes de dados no mundo, sendo 40 trilhões de *gigabytes* de dados, que consistirão em dados de mídia social, e-mails e pesquisas na Internet. Todos esses dados podem ser facilmente utilizados para treinar e atualizar sistemas de recomendação em plataformas online, como Facebook, Instagram e Amazon, a fim de fornecer melhores recomendações para os usuários (CHONG; ABELIUK, 2019; RYDNING, 2018).

As recomendações, ou sugestões, estão associadas a diversos processos para tomada de decisão baseada em algoritmos tais como: qual item comprar, qual música ouvir, qual livro ler e aonde ir. Os usos mais comuns são em filmes, música, televisão, livros, documentos, *e-learning*, *e-commerce*, buscas *web* e outros. A evolução dos SR mostra a importância de técnicas híbridas, que combinam duas ou mais técnicas de recomendação diferentes, a fim de resolver as limitações e obter as vantagens de cada uma delas (BOBADILLA J. & et. al., 2013).

Sistemas de recomendação são utilizados na Amazon (SMITH; LINDEN, 2017), no YouTube (DAVIDSON et al., 2010), no Netflix (GOMEZ-URIBE; HUNT, 2015) e na AliExpress (ZARZOUR; JARARWEH; AL-SHARIF, 2020). Muitas vezes os algoritmos e suas técnicas são segredos corporativos como é o caso do Twitter, que utiliza várias técnicas (KYWE et al., 2012) e do Facebook que utiliza um algoritmo proprietário chamado originalmente de EdgeRank para o *feed* de notícias (KINCAID, 2010; MCGEE, 2013). Conforme reportado no quarto trimestre de 2019, 98,35% da receita do Facebook foi oriunda de propagandas (FACEBOOK, 2019). Logo, entregar a propaganda mais eficaz é crítico para esse negócio, e a recomendação é peça chave neste processo conforme revela a patente de 2014, da mesma

empresa, que patenteou uma técnica de recomendação de conteúdo para seus usuários (FACEBOOK, 2013).

As propagandas que atingem ao público específico tendem a obter resultados melhores nas vendas, aumentando a receita das empresas que divulgam os produtos, pois estariam alcançando melhor os desejos dos anunciantes e dos clientes consumidores (MCDONALD; CHRISROPER; BASS, 2003). Analogamente, assim como é encontrado benefício no uso de técnicas de recomendação em propagandas, espera-se que com melhores e personalizadas recomendações pedagógicas tenhamos resultados mais assertivos na área da educação, pois no processo de aprendizado, com recomendação, haverá distinção entre conteúdo realmente relevante de outro já assimilado pelo estudante. Não esquecendo que o processo de repetição espaçada também é necessário para fixar o conteúdo (SMOLEN; ZHANG; BYRNE, 2016). Porém deixar a escolha de conteúdo relevante na mão do aluno pode levá-lo a escolhas ineficientes, principalmente se não há domínio de conhecimento nem de técnicas de estudo.

1.2. Problemática

Os SR, em ambientes virtuais de aprendizagem, possuem algumas limitações, principalmente em relação à qualidade das recomendações, levando a problemas referentes à aceitação das recomendações por parte dos estudantes. Tintarev e Masthoff (2007) afirmam que, um dos fatores que pode levar à não aceitação das recomendações recebidas é a falta de confiança. Segundo as autoras, uma possível abordagem para este problema é explicar aos estudantes como essa recomendação foi criada (TINTAREV; MASTHOFF, 2007), fazendo, possivelmente, que o estudante confie na recomendação recebida e, assim, siga-a.

Nesse sentido, a confiança é um estado psicológico em que um indivíduo aceita e compreende a vulnerabilidade nas expectativas positivas sobre as intenções e comportamento do outro, baseado na crença de que ele agirá de maneira íntegra e responsável (ROUSSEAU et al., 1998). Adaptando essa definição para o contexto dos sistemas de recomendação, temos que: A confiança é um estado psicológico em que um indivíduo aceita e compreende a vulnerabilidade nas expectativas positivas sobre as “intenções” e “comportamento” de um sistema construído por outros, baseado na crença de que ele funcionará de maneira ética, íntegra e responsável.

Uma outra limitação dos sistemas de recomendação, é o design da interface do SR, ele pode afetar sua credibilidade, sendo um possível fator de confusão e deve ser considerado com seriedade, com o objetivo de aumentar a confiabilidade geral de um sistema de recomendação (TINTAREV; MASTHOFF, 2007). A maioria dos sistemas de recomendação online funciona como **caixas pretas**, não oferecendo ao usuário qualquer clareza sobre a lógica do sistema ou justificativa para as recomendações e desafiando a compreensão no sentido de que cada vez mais conhecimentos especializados são necessários para entender uma determinada decisão (SHIN, 2021). Entretanto, os recursos de explicação fornecem uma solução para oferecer mais clareza e criar confiança, pois uma recomendação com explicação fornece transparência, tornando mais provável que os usuários confiem em uma recomendação quando souberem os motivos por trás dela. As explicações ajudarão os usuários a entenderem melhor a recomendação e conhecer seus pontos fortes e fracos (HERLOCKER; KONSTAN; RIEDL, 2000).

Além disso, as explicações desempenham um papel crucial para as recomendações. Sinha e Swearingen (2002) afirmam que em um sistema, os usuários gostam de saber por que um item foi recomendado, mesmo quando diz respeito a itens que eles gostem, ou seja, os usuários não estão apenas procurando recomendações, mas também uma justificativa da escolha do sistema. O sistema precisa transmitir ao usuário sua lógica interna e justificar o motivo de uma recomendação específica ser adequada para ele. As pessoas tendem a usar sistemas com explicações porque gostam de entender como os dados são coletados, processados e, portanto, como as recomendações são produzidas (RAI, 2020).

Por outro lado, Tintarev e Masthoff (2007) afirmam que a transparência e a possibilidade de interação com os sistemas de recomendação aumentam a confiança do usuário e a confiança no sistema de recomendação também pode depender da precisão do algoritmo de recomendação. As explicações podem não compensar totalmente as recomendações ruins, porém um usuário pode ser mais tolerante e mais confiante em recomendações, se entender por que uma recomendação ruim foi feita e impedir que ela ocorra novamente, pois quando as explicações são razoáveis e compreensíveis, os usuários começam a aceitá-las e a ter confiar no sistema de recomendação (SHIN, 2021).

Diante disso, temos, então, os seguintes problemas de negócio e técnico. Como problema de negócio (*Business Problem*) identificamos: melhorar a qualidade das recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem. Como problema técnico

(*Technical Problem*) identificamos: promover a transparência das recomendações pedagógicas realizadas pelos Sistemas de Recomendações Educacionais, de forma a aumentar a confiança dos estudantes em relação a essas recomendações.

1.3. Proposta de Solução

Uma possível solução para esses problemas, seria uma melhoria no algoritmo de recomendação, para que, de alguma forma, ele faça recomendações mais pontuais e mais assertivas, mas temos alguns problemas, relacionados ao custo, tempo e mão de obra especializada (VIRDI et al., 2020).

Uma outra solução seria agregar mais dados (quantidade e diversidade), mas para isso seria preciso preparar o sistema para receber, tratar e processar os novos dados; ou aumentar a diversidade de recomendações. Diante disso, seria necessário, possivelmente, maior capacidade de processamento e modificações no algoritmo de recomendação para lidar com os novos dados (CHONG e ABELIUK, 2019; CHEN e PU, 2005).

Inclusive, uma tecnologia bem-sucedida é capaz de alterar o estado de uma pessoa para um outro estado mais conhecido, ou desejado. Portanto, para permitir uma mudança no estado, a tecnologia deve ser capaz de afetar a emoção dos usuários para que eles adotem a tecnologia em sua rotina diária, bem como continuem a usar a tecnologia por longo período. Wan Ahmad e Ali (2018) estudaram a relação entre a emoção dos usuários com confiança e persuasão para contribuir com o sucesso na mudança de atitude ou comportamento de uma pessoa em relação a um determinado contexto ou problema. Eles encontraram uma correlação direta e forte entre confiança e persuasão, o resultado mostra que as emoções têm um efeito significativo na confiança, enquanto o efeito das emoções sobre a persuasão usando a tecnologia foi mediado pela confiança. A persuasão usa estratégias de conversação e mensagens para mudar a atitude ou comportamento de uma pessoa específica (WANG, 2019). Diante disso, no contexto dessa pesquisa, escolhemos estudar e analisar a confiança.

Nossa proposta é realizar uma interação mais “humanizada”, que não dependa de grandes investimentos na melhoria de algoritmos ou na aquisição de dados para a construção dos modelos necessários. Sendo assim, propomos fornecer uma explicação para as recomendações geradas pelo sistema de aprendizagem, conforme o trabalho de Tintarev e Masthoff (2007), como também explicar o porquê a recomendação está sendo feita,

promovendo a confiança entre o usuário e o sistema de recomendação (HERLOCKER et al., 2004; PU e CHEN, 2006).

Diante disso, queremos analisar diferentes tipos de recomendação e estudar o efeito na aceitação (confiança) do usuário. Estas recomendações foram criadas para propor recursos educacionais que ajudem os estudantes a abordar situações pedagógicas¹ enfrentadas. As recomendações variam de acordo com o foco da explicação: um tipo de recomendação foi criado com base nas interações do estudante com o conteúdo do curso online. O outro tipo de recomendação foi criado com base nas interações do grupo com o conteúdo do curso. Avaliamos, então, qual tipo de recomendação promove maior confiança.

Nossa proposta é avaliar se existe diferença na confiança de estudantes em recomendações: (1) com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação do próprio estudante e; (2) com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação da turma.

A explicação é a parte do texto que justifica/explica uma recomendação, tornando-a transparente para o leitor, ou seja, é o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante. Para a explicação, no contexto desta pesquisa, o sistema leva em consideração as interações e o desempenho de cada estudante em cada um dos assuntos de um curso de Introdução à Computação para estudantes do ensino superior.

Assim, nossa questão de pesquisa é: qual o impacto da explicação das recomendações (personalizadas para o estudante ou com base nas interações da turma) na confiança dos estudantes (de ambientes virtuais de aprendizagem do nível superior) na recomendação?

1.4. Objetivos

O objetivo geral desta dissertação é analisar a confiança dos estudantes nas recomendações pedagógicas com o propósito de avaliar a explicação dessas recomendações com respeito ao nível de personalização da explicação, do ponto de vista do estudante, no contexto de um ambiente online de aprendizagem. Onde o tipo da explicação da recomendação

¹ Uma situação pedagógica é a posição, condição ou circunstância pedagógica vivenciada por um estudante, em um contexto educacional, e que demanda uma ação ou posição pedagógica ou educacional (PAIVA; BITTENCOURT, 2017), por exemplo, detectar problemas de desempenho em um grupo, comparar grupos, prever desistências e prever desempenho inadequado em um grupo.

pode ser (1) a explicação da recomendação que foi realizada com base na interação e desempenho da turma ou (2) a explicação da recomendação foi realizada com base no desempenho e nas interações do estudante.

Desse modo, os objetivos específicos são:

- Medir o impacto da explicação das recomendações na confiança dos estudantes (de ambientes virtuais de aprendizagem do nível superior) em recomendações pedagógicas (recomendação de planos de estudo).
- Criar recomendações automáticas e personalizadas com base no modelo do estudante.
- Analisar a confiança das recomendações em relação aos itens recomendados (conteúdos/recursos) recomendados nos dois cenários (baseado no desempenho individual e no desempenho da turma).

1.5. Hipóteses

Temos, então, as seguintes hipóteses, onde C = Confiança; ET = a explicação da recomendação foi realizada com base na interação e desempenho da turma; EE = a explicação da recomendação foi realizada com base no desempenho e na interação do próprio estudante.

Tabela 1: Hipóteses da pesquisa

Hipótese	Descrição	Representação
Hipótese Nula (H_0)	Não há diferença na confiança expressa pelos estudantes nas recomendações, quando avaliada a origem da explicação, se a explicação é oriunda da interação e do desempenho da turma ou oriunda da interação do próprio estudante.	$C(ET) = C(EE)$
Hipótese Alternativa (H_A)	Há diferença na confiança expressa pelos estudantes nas recomendações, quando avaliada a origem da explicação, se a explicação é oriunda da interação e do desempenho da turma ou oriunda da interação do próprio estudante.	$C(ET) \neq C(EE)$

1.6. Metodologia

Para avaliar nossa proposta, realizamos um experimento para avaliar a preferência e percepção de estudantes do ensino superior, quanto à explicação das recomendações enviadas pelo ambiente virtual de aprendizagem. Para realizar este experimento, utilizamos dados de interações de estudantes com o conteúdo de um curso online de introdução à computação.

A partir desses dados, selecionamos os dados de um estudante, identificamos problemas no seu desempenho (nota) e interação (a forma como usa os recursos disponíveis no ambiente de aprendizagem), e geramos recomendações alinhadas com as necessidades desse estudante. Em seguida, criamos as explicações para essas recomendações e avaliamos, por meio de um questionário, o impacto da confiança dos estudantes em relação às recomendações pedagógicas geradas de forma personalizada para o aluno com base no seu desempenho interação e com base no desempenho e interação da sua turma.

1.7. Resultados e discussão

Os resultados mostram que uma recomendação com uma explicação personalizada, baseada no desempenho e interação individual é mais apropriada, coerente com o problema pedagógico e possui a preferência, qualidade e confiança dos participantes, do que uma recomendação baseada no desempenho e interação da turma, quanto a clareza das recomendações o resultado foi que ambas as recomendações estão claras, objetivas, precisas e de fácil entendimento.

1.8. Conclusões

Concluimos que os estudantes confiam mais na recomendação com explicação baseada no desempenho e nas interações do estudante, do que na recomendação com explicação baseada no desempenho e interações da turma. A explicação da recomendação baseada no desempenho e interação individual possui qualidade, preferência e confiança.

1.9. Organização do trabalho

O trabalho está organizado da seguinte forma: o capítulo 2 (Fundamentação Teórica), aborda os principais conceitos e definições sobre o tema desta pesquisa. O capítulo 3 (Trabalhos Relacionados), apresenta os principais trabalhos relacionados com o problema da pesquisa. O capítulo 4 (Proposta) apresenta a proposta da pesquisa. O capítulo 5 (Metodologia) apresenta as atividades que foram executadas para avaliação da proposta. O capítulo 6 (Resultados e Discussões) apresenta os resultados obtidos, através da realização do experimento e as análises da pesquisa. O capítulo 7 (Conclusão) contém a conclusão do trabalho.

2. Fundamentação Teórica

Neste capítulo, apresentamos a fundamentação teórica que serviu de base para esta pesquisa e abordaremos os conceitos necessários para o entendimento da proposta. Nesse sentido, distribuímos as seções da forma como segue: na seção 2.1, será apresentado um breve panorama sobre sistema de recomendação educacionais; na sequência, serão apresentados aspectos de modelagem e modelo do aluno na seção 2.2. Na seção 2.3 trataremos sobre explicação da recomendação e por fim, na seção 2.4 abordaremos sobre conceitos de confiança.

2.1. Sistema de recomendação educacionais

Sistemas de Recomendação são muito populares no comércio eletrônico, entretenimento, redes sociais, serviços de acomodações em viagens, entre outros. Eles normalmente comparam um perfil de usuário com algumas características de referência com o objetivo de classificar os itens de acordo com as necessidades particulares do usuário, ajudando-os a encontrar conteúdos, produtos ou serviços, coletando implícita ou explicitamente preferências de outros usuários ou analisando seus comportamentos para recomendar alguns itens com base na preferência de outros usuários semelhantes ou nas preferências anteriores do mesmo usuário. Atualmente, os sistemas de recomendação ganharam muita popularidade no setor educacional, gerando vários tipos de recomendações para estudantes, professores e escolas (OBEID et al., 2018), (BRITO et al., 2014), (DWIVEDI e ROSHNI, 2017).

Acresce que, os consumidores modernos são inundados de escolhas; os varejistas eletrônicos e os provedores de conteúdo oferecem uma enorme variedade de produtos, com oportunidades sem precedentes para atender a uma variedade de necessidades e gostos especiais. Combinar os consumidores com os produtos mais adequados é essencial para aumentar a satisfação e a lealdade do usuário. Portanto, mais varejistas se interessaram por sistemas de recomendação, que analisam padrões de interesse do usuário em produtos para fornecer recomendações personalizadas que atendem ao gosto do usuário. Conteúdo personalizados precisam ser precisos, pois os usuários esperam recomendações personalizadas de acordo com suas preferências (SHIN, 2021).

Nesse sentido, a personalização é um critério importante que determina a utilidade do sistema percebida por um usuário, a personalização pode ser um atributo-chave de um sistema. Como boas recomendações personalizadas podem adicionar outra dimensão à experiência do usuário, líderes de comércio eletrônico como Amazon.com e Netflix tornaram os sistemas de recomendação uma parte importante de seus sites (KOREN; BELL; VOLINSKY, 2009).

Dessa forma, os sistemas de recomendação usam as informações relacionadas sobre os itens (produtos ou serviços) para sugerir os itens mais relevantes para usuários específicos, essa recomendação geralmente é feita com base na previsão das restrições e interesses dos usuários. Os benefícios incluem maior eficiência na redução da sobrecarga de informações, geração de recomendações personalizadas de acordo com as preferências dos usuários, melhorando a satisfação geral e a fidelização destes usuários (ZARZOUR; JARARWEH; AL-SHARIF, 2020).

Enquanto isso, os sistemas de recomendação educacionais, auxiliam no aumento da capacidade e eficácia do processo de indicação/recomendação, algo já bastante conhecido na relação social entre seres humanos (RESNICK; VARIAN, 1997). Eles são importantes para o processo de aprendizagem, pois permitem que professores e estudantes encontrem conteúdo de uma maneira mais apropriada, de acordo com seu perfil e suas necessidades (BRITO et al., 2014).

Assim, em um sistema típico as pessoas fornecem itens recomendáveis como entradas e o sistema os classifica, logo após, direciona para os indivíduos considerados potenciais interessados em uma determinada classe de itens. Um dos maiores desafios dos sistemas de recomendação é realizar a combinação correta entre os itens que estão sendo recomendados e a preferência ou necessidade daqueles que estão recebendo a recomendação (RIBEIRO, 2019).

Contudo, quando utilizados em contextos educacionais, alguns sistemas de recomendação, apresentam algumas limitações. Neste caso, é necessário considerar o quanto um item irá ajudá-los a alcançar os objetivos de aprendizagem desejados, além de considerar as preferências do professor ou do estudante (TANG; MCCALLA, 2004).

Para serem mais objetivos, os sistemas de recomendações atuam utilizando técnicas de filtragem para buscar os itens a serem recomendados. Conforme, Burke (2007), existem seis classes diferentes de abordagens de recomendação:

- **Filtragem Baseada em Conteúdo:** O sistema aprende a recomendar itens que são semelhantes aos itens que o usuário gostou anteriormente.

- **Filtragem colaborativa:** O sistema recomenda ao usuário itens que outros usuários com gostos semelhantes gostaram no passado.
- **Filtragem Demográfica:** O sistema recomenda itens com base no perfil demográfico do usuário.
- **Filtragem Baseada em Utilidade:** O sistema prevê a utilidade de itens para um determinado usuário baseado nos itens previamente avaliados por outros usuários.
- **Filtragem Baseada em Outros Contextos:** O sistema recomenda com base em aspectos psicológicos (inteligência emocional) do usuário combinados às características dos itens.
- **Filtragem Baseada em conhecimento:** O sistema recomenda itens com base na capacidade de perceber como um determinado item é útil para o usuário.

Nesta pesquisa, utilizaremos a **filtragem baseada em conhecimento**, pois será necessário conhecer o item e se ele tem o potencial de afetar, positivamente, a necessidade do estudante. Para isso, também, será preciso conhecer (modelar) o estudante em relação ao seu perfil de interação com o sistema (a forma como interage com o ambiente de aprendizagem) e desempenho pedagógico (o sucesso na resolução das atividades).

2.2. Modelagem e modelo do estudante

O termo modelo é derivado da palavra latina *modulus*, que significa medida, regra, padrão, exemplo a ser seguido. São exemplos de modelos, os mapas, modelos arquitetônicos de edifícios, planos, especificações e projetos, métricas e atas de reuniões; na engenharia de software, existem os modelos de processos, padrões de projeto, diagramas de classes (LUDEWIG, 2003).

A modelagem é a atividade humana de construir modelos, sejam eles concretos ou abstratos. A modelagem aplicada ao ensino de tópicos específicos em ciência pode ser feita a partir da utilização de ambientes de modelagem computacional. Um ambiente de modelagem computacional consiste em uma ferramenta computacional onde os estudantes podem construir modelos a partir de suas próprias concepções sobre o fenômeno estudado ou explorar modelos já prontos desses fenômenos. Essas ferramentas são denominadas de ambiente de modelagem

devido ao fato de haver uma proposta educacional associada à sua utilização (RODRIGUES; FERRACIOLI, 2006).

Dentre os diversos modelos existentes, um deles, é o modelo do estudante, que pode considerar tanto estados cognitivos como afetivos do estudante e deve evoluir à medida que o processo de aprendizado avança. A personalização é uma característica desejável nos ambientes virtuais de aprendizagem e acontece por meio do modelo do estudante. O modelo do estudante contém informações a respeito do estudante: (1) como ele aprende, seu estado emocional e/ou seu nível de conhecimento a respeito do assunto que está sendo abordado (modelo cognitivo), (2) suas preferências (perfil de aprendizagem), (3) seu desempenho em atividades educacionais e traços de sua personalidade (RIBEIRO, 2019).

No entanto, o processo de construção do modelo do estudante é um processo de compreensão abrangente dos estudantes, pois a coleção de características do aluno para a modelagem é a base para alcançar um ensino personalizado e inclui modelos de conhecimento, modelos cognitivos e modelos mentais. O modelo do estudante é uma representação do estado cognitivo, pois em ambientes virtuais de aprendizagem, quando os estudantes interagem com os materiais de aprendizagem, é possível acompanhar o progresso feito por esses estudantes. Este modelo do estudante permite que o AVA se adapte aos estudantes através da utilização das informações armazenadas no modelo para adaptar esta forma de interação com os estudantes e poderá ser utilizado para tentar corrigir os possíveis erros de um estudante, fornecer feedback personalizado, como também, sugerir a aprendizagem de um projeto especial que se adapte ao nível atual de conhecimento de cada estudante (WU, 2020).

2.3. Explicação da recomendação

Para Frigotto e Rossi (2015) a explicação é um elemento fundamental da cognição humana, e está presente em todos os lugares, por exemplo, a tendência de crianças com idade de três anos de perguntar “o porquê” de tudo; e quando leigos e especialistas usam explicações quando confrontados com situações novas e complexas. Por meio de explicações, as pessoas exploram fenômenos diferentes e tentam descobrir as razões pelas quais um efeito ocorreu. Eles estão dispostos a ver os eventos que enfrentam como resultado de causas, cuja identificação é necessária para entender o que está acontecendo e como eles podem intervir para alcançar seu

objetivo, isto é, por meio da explicação, as pessoas constroem o conhecimento que não possuem de forma mais rápida e imediata (FRIGOTTO; ROSSI, 2015).

Segundo Pan et al. (2020), os modeladores tendem a apreciar melhor os sistemas interpretáveis de recomendação, enquanto os usuários têm maior probabilidade de aceitar as recomendações explicáveis. Sua pesquisa propôs uma nova estratégia de mapeamento de recursos interpretáveis, tentando atingir dois objetivos: interpretabilidade dos sistemas e explicabilidade das recomendações. Usando extensas experiências e esquemas de avaliação feitos sob medida, onde o método AMCF demonstra forte desempenho em recomendações e explicações (PAN et al, 2020).

Uma outra abordagem da explicação, é que ela pode ser considerada uma informação, que é apresentada em um processo de comunicação para atender a diferentes objetivos, como expor o raciocínio por trás de uma recomendação (HERLOCKER et al., 2000). Extrair explicações significativas dos modelos computacionais nos quais as recomendações se baseiam é um desafio que deve ser enfrentado para permitir o desenvolvimento de sistemas de recomendação que sejam mais compreensíveis, mais efetivos e mais aceitáveis (MCSHERRY, 2005). A busca pela compreensão do que é uma boa e correta explicação está constantemente em evolução, dado que diferentes objetivos e capacidades cognitivas afetam a percepção da explicação e diferentes usuários exigem detalhes de explicação diferentes, ao mesmo tempo diferentes características individuais podem até mudar a percepção de transparência nas explicações (PURIFICATO, 2021).

Pesquisas recentes se concentraram em diferentes dimensões e escolhas de design da explicação fornecida pelo sistema de recomendação que incluem o objetivo da explicação, tipo de explicação e formato de explicação. Além disso, outras escolhas essenciais de design devem ser consideradas, como o foco e o nível de detalhe da explicação, o foco de uma explicação refere-se à parte que um SR está tentando explicar, ou seja, a entrada da recomendação (modelo de usuário), processo (algoritmo) ou saída (itens recomendados). Diante disso, a recomendação explicada com foco no processo de recomendação visa entender como o algoritmo funciona e a explicação da saída da recomendação se concentra nos itens recomendados (GUESMIA et al., 2021).

Segundo Tintarev e Masthoff (2012), um outro conceito do termo explicação nos sistemas de recomendação é que as explicações justificam as recomendações. Boas explicações podem ajudar a inspirar a confiança e a lealdade do usuário, aumentar a satisfação, tornar mais

rápido e fácil os usuários encontrarem o que desejam e persuadi-los a tentar comprar um item recomendado (TINTAREV; MASTHOFF, 2007). Diante disso, as autoras caracterizaram as explicações através de alguns objetivos, que podem ser alcançados com a utilização das explicações em sistemas de recomendação.

- 1) **Confiança:** Uma explicação com confiança, aumenta a confiança dos usuários no sistema, pois usuários pretendem retornar aos sistemas de recomendação que consideram confiáveis.
- 2) **Eficácia:** Uma explicação eficaz ajudaria o usuário a avaliar a qualidade dos itens sugeridos de acordo com suas próprias preferências, aumentando assim, a probabilidade de o usuário descartar opções irrelevantes, ajudando-o a reconhecer opções úteis e a tomar decisões melhores.
- 3) **Eficiência:** Uma explicação é geralmente considerada eficiente quando ajuda o usuário a decidir mais rapidamente ou quando ajudar a reduzir o esforço cognitivo necessário no processo de decisão.
- 4) **Transparência:** Explica o motivo de uma recomendação específica ser feita. Em um sistema de recomendação, uma recomendação transparente tenta explicar o raciocínio por trás de uma recomendação para o usuário, sendo considerado um fator importante que contribui para a confiança dos usuários no sistema.
- 5) **Persuasão:** Pode ser definida como a capacidade de um tipo de explicação de convencer o usuário a aceitar ou desconsiderar determinados itens. A persuasão pode ser medida como a diferença na probabilidade de selecionar um item, medindo se a avaliação de um item foi alterada após receber uma explicação, pois explicações persuasivas para recomendações visam alterar o comportamento de compra do usuário.
- 6) **Satisfação:** Pode ser medida ao medir a lealdade do usuário, para isso, é importante diferenciar entre a satisfação com o processo de recomendação e os itens recomendados. A satisfação geral do usuário com um sistema de recomendação está fortemente relacionada à qualidade percebida de suas recomendações e explicações. Também é possível medir a percepção do usuário sobre a qualidade quanto às explicações, para isso, é necessário perguntar aos usuários a opinião deles em relação ao tipo de explicação.

- 7) **Verificação:** É importante fornecer aos usuários cenários baseados em tarefas que sejam mais propensas a serem examinadas, facilitando a correção do sistema pelo recomendador.

2.4. Confiança

Segundo Elofson (2001), confiança é o resultado de observações que levam à crença de que as ações esperadas (conhecidas ou desconhecidas) de outra pessoa podem ser invocadas, sem garantia explícita, para atingir um objetivo em uma situação de risco. Os usuários de sistemas de recomendação frequentemente enfrentam um desafio ao decidir como interpretar as recomendações: a força e a confiança da recomendação. A força da recomendação refere-se a quanto o sistema de recomendação acredita que o usuário gostará de um item, enquanto a confiança da recomendação refere-se a quão seguro é o sistema de recomendação de que sua recomendação é precisa. Por isso, para ajudar os usuários a tomar decisões eficazes com base nas recomendações, os sistemas de recomendação devem ajudar os usuários a navegar simultaneamente pela força e pela confiança (HERLOCKER et al., 2004).

Pu e Chen (2006) elaboraram um modelo geral de confiança para agentes de recomendação que consiste em recursos do sistema, confiabilidade dos agentes e intenção de confiança. Os recursos do sistema referem-se aos aspectos de design de um agente de recomendação que podem contribuir para a promoção de sua confiabilidade e são classificados em três grupos: (1) as técnicas de exibição da interface, (2) os algoritmos usados para propor recomendações e (3) os modelos de interação do sistema do usuário. A confiabilidade do agente é um processo de formação de confiança baseado na percepção do usuário sobre a competência, reputação, integridade e benevolência do agente; sendo considerada como a principal influência positiva nas intenções de confiança. Enquanto as intenções de confiança são os benefícios esperados dos usuários depois que a confiança é estabelecida pelos agentes que recomendam, estando incluídas nelas, a intenção de comprar um item recomendado, retornar à loja para obter mais informações sobre produtos ou adquirir produtos mais recomendados e economizar esforço. No contexto da educação, o modelo geral de confiança de Pu e Chen, está associado à coerência da explicação através das variáveis competência, reputação, integridade e benevolência do agente que está realizando a recomendação, em que, a coerência está mais associada com a variável competência.

Medir a qualidade da confiança em um sistema é difícil, no entanto, os recomendadores que não incluem alguma medida de confiança provavelmente levarão a uma pior tomada de decisões pelos usuários do que os sistemas que incluem confiança. Se a exibição de confiança mostrar aos usuários uma probabilidade quantitativa ou qualitativa de quão precisa será a recomendação, a confiança poderá ser testada em relação às recomendações reais feitas aos usuários. Se a exibição de confiança está apoiando diretamente as decisões, medir a qualidade das decisões tomadas pode ser a melhor maneira de medir a confiança (HERLOCKER et al., 2004).

Uma outra abordagem mais ampla da importância da confiança deriva da consideração dos sistemas de recomendação como parte de um sistema de apoio à decisão. O objetivo da recomendação é ajudar os usuários a tomar a melhor decisão possível sobre o que comprar ou usar, considerando seus interesses e metas. Os sistemas de comércio eletrônico geralmente se recusam a apresentar recomendações baseadas em conjuntos de dados considerados muito pequenos, eles desejam recomendações nas quais seus clientes possam confiar. Eles constataram também, em seu estudo, que a escolha da exibição de confiança fez uma diferença significativa na tomada de decisão dos usuários (HERLOCKER et al., 2004).

Quando usuários confiam nos Sistemas de Recomendação, eles tendem a acreditar que o conteúdo é útil e conveniente, pois a confiança é um meio de satisfazer os usuários e estimular a confiança, levando à percepção positiva do usuário sobre a explicação. Uma maior satisfação leva a maior confiança e sugere que os usuários são mais propensos a continuar usando um Sistema de Recomendação. Portanto, oferecer mais confiança ao usuário pode assegurá-los que seus dados serão usados em processos legítimos e transparentes, produzindo assim uma confiança positiva em tais sistemas e levando a níveis elevados de satisfação. Diante disso, a confiança serve como um mecanismo de ligação entre humanos e Sistemas de Recomendação e uma força motivacional essencial para melhorar o desempenho destes Sistemas e, assim, criar um Sistema de Recomendação mais centrado no ser humano (SHIN, 2021).

No próximo capítulo, apresentaremos os principais trabalhos relacionados com o problema da pesquisa.

3. Trabalhos relacionados

Neste capítulo serão apresentados 7 trabalhos relacionados com a explicação da recomendação e a confiança e, no final do capítulo, uma comparação desses trabalhos com a proposta desta pesquisa.

3.1. A taxonomy for generating explanations in recommender systems

Em sistemas de recomendação, as explicações servem como um tipo adicional de informação que podem ajudar os usuários a entender melhor a saída do sistema e promover objetivos como confiança, seja na tomada de decisões ou na utilidade. Friedrich e Zanker (2011), definem explicações em sistemas de recomendação por duas propriedades: primeiro, elas são informações sobre recomendações, em que uma recomendação é geralmente uma lista classificada de itens; segundo, as explicações apoiam os objetivos definidos pelo projetista do sistema de recomendação.

Em sistemas de recomendação, as explicações podem ser explicitamente solicitadas pelos usuários ou exibidas automaticamente pelo sistema. Além disso, características estruturais como comprimento, estilo de escrita (por exemplo, o sistema poderia usar frases lisonjeiras ou mais factuais), ou a confiança que é transmitida em explicações pode ser usada como dimensões adicionais. Em contraste com a classificação por princípios de design, as explicações podem ser categorizadas por seus efeitos ou impacto em seus usuários (TINTAREV; MASTHOFF, 2011).

O impacto das explicações sobre os usuários é medido em termos da realização de diferentes objetivos (satisfação ou a confiança) que são endógenos, em contraste com os princípios de design exógenos (mencionados no parágrafo anterior). Foram abordadas três dimensões da taxonomia, o modelo de raciocínio, o paradigma de recomendação e as categorias de informações exploradas.

As abordagens de explicação caixa-preta computam as justificativas que argumentam porque uma recomendação específica é plausível ou deveria ser de interesse, embora o modelo

de raciocínio não tenha considerado essas proposições ao realmente computar a recomendação. Em contraste, as explicações de caixa branca revelam o modelo de raciocínio e seu conteúdo para o usuário.

Em suma, há muitas evidências de que as explicações são uma ferramenta poderosa para influenciar o comportamento do usuário. Atualmente, a maioria das implementações de componentes de explicação, em sistemas de recomendação, segue uma abordagem de caixa branca. Isso é razoável para otimizar o esforço de desenvolvimento. No entanto, do ponto de vista científico, pouca pesquisa se concentra em prever quais estratégias de explicação são mais adequadas para alcançar quais objetivos de explicação. Consequentemente, o trabalho contribuiu para uma melhoria substancial na qualidade das explicações, desde que os pesquisadores desenvolvam uma melhor compreensão de como diferentes características das explicações impactam os usuários a fim de desenvolver um modelo de explicação eficaz para domínios específicos.

3.2. A survey of explanations in recommender systems

Este artigo fornece uma revisão abrangente das explicações nos sistemas de recomendação, oferecendo uma visão sistemática geral da questão em aberto sobre o que é uma boa explicação e pesquisar as abordagens existentes. (TINTAREV; MASTHOFF, 2007) pesquisaram de forma detalhada a respeito dos sete objetivos que uma série de sistemas de recomendação acadêmicos deveriam oferecer. Um desses objetivos é a transparência, que se refere a explicar como o sistema funciona e expõe as explicações que guiaram o sistema a gerar uma determinada recomendação. Um outro objetivo é a examinabilidade, que permite que os usuários informem ao sistema que ele está errado, ressaltando a importância das explicações, onde elas podem ajudar a isolar e corrigir suposições ou etapas equivocadas.

O objetivo da confiança, muitas vezes, está ligado à transparência, pois a transparência e a possibilidade de interação com os sistemas de recomendação, aumentam a confiança do usuário. A confiança no sistema de recomendação também pode depender da precisão do algoritmo de recomendação. Contudo o artigo não alega que as explicações possam compensar totalmente as más recomendações. Por outro lado, um usuário pode ser mais indulgente e mais

confiante nas recomendações, se entender por que uma má recomendação foi feita e pode impedir que ela ocorra novamente.

Um outro objetivo encontrado neste trabalho é a persuasão, refere-se a convencer os usuários a realizar uma ação. Explicações podem aumentar a avaliação do usuário do sistema ou as recomendações dadas e isso pode qualificar como persuasão, já que é uma tentativa de obter benefícios para o sistema e não para o usuário. Temos também o objetivo eficácia, que ajuda os usuários a tomar boas decisões. A eficácia é altamente dependente da precisão do algoritmo de recomendação. Uma explicação eficaz ajudaria o usuário a avaliar a qualidade dos itens sugeridos de acordo com suas próprias preferências. Isso aumentaria a probabilidade de o usuário descartar opções irrelevantes e, ao mesmo tempo, ajudá-las a reconhecer opções úteis. Explicações eficazes também poderiam servir ao propósito de introduzir um novo domínio, ou a gama de itens recomendados, a um usuário novato, ajudando-os a entender a gama completa de opções.

A eficiência é um outro objetivo descrito pelas autoras que ajuda os usuários a tomar decisões mais rapidamente. As explicações podem tornar mais rápido para os usuários decidir qual item recomendado é o melhor para eles. Por último, temos o objetivo satisfação, que aumenta a facilidade de uso ou prazer. Explicações podem aumentar a satisfação do usuário com o sistema, embora explicações fracas provavelmente diminuam o interesse do usuário ou a aceitação de um sistema.

Os objetivos também podem ser descritos como critérios, que podem ser usados para avaliar quão boa é uma explicação. Sendo assim, as autoras concluíram que ao escolher e comparar técnicas de explicação, é muito importante concordar com o que a explicação está tentando alcançar.

Conforme mostrado neste artigo, as explicações estão intrinsecamente ligadas à maneira como as recomendações são apresentadas e ao grau de interatividade oferecido. Diante desse aspecto as autoras mencionam maneiras de oferecer recomendações com mais detalhes e ilustramos como as explicações podem ser usadas em cada caso.

Como conclusão, viu-se que, as explicações estão intrinsecamente ligadas à maneira como as recomendações são apresentadas e ao grau de interatividade oferecido. Um sistema que pode explicar ao usuário, em seus próprios termos, porque os itens são recomendados, provavelmente aumentará a confiança do usuário, bem como a transparência e a capacidade de análise do sistema.

3.3. Evaluating the effectiveness of explanations for recommender systems methodological issues and empirical studies on the impact of personalization

O artigo elaborado por (TINTAREV; MASTHOFF, 2012), investiga o papel das explicações através da análise do impacto da personalização de explicações, baseadas em recursos simples, sobre eficácia e satisfação, onde a eficácia aproximada e real é investigada. Ao contrário da expectativa, a personalização foi prejudicial à eficácia, embora possa melhorar a satisfação do usuário. Os estudos também destacaram a importância de considerar as taxas de exclusão e a distribuição de avaliação subjacente ao avaliar a eficácia.

Às vezes, é assumido erroneamente que as explicações devem sempre justificar por que os itens foram recomendados. Sendo assim, o artigo traz consigo uma série de métricas utilizadas por alguns autores para medir a eficácia, tais como: (1) a eficácia percebida antes do consumo, (2) a eficácia percebida das explicações para várias interfaces e algoritmos de recomendação, (3) a eficácia percebida após o consumo, (4) a taxa de sucesso em encontrar o melhor item, (5) a aceitação de itens conhecidos pelo usuário, (5) o uso das explicações, e (6) a semelhança entre gostar de itens antes e depois do consumo.

Se a opinião sobre o item não mudou muito, a explicação foi considerada eficaz. As métricas abordadas diferem nas três dimensões, tempo, itens considerados e tipo de medição.

A métrica utilizada foi a de (BILGIC; MOONEY, 2005), que mede a eficácia objetiva após o consumo, e considera todos os itens. Pois a eficácia antes do consumo pode se sobrepor à capacidade de persuasão. Mediu-se a eficácia objetiva, pois a eficácia percebida pode se sobrepor à satisfação. As variáveis dependentes avaliadas neste estudo são, a eficácia e a satisfação.

Os autores concluíram que, para que uma explicação seja eficaz, ela deve no mínimo obter algum tipo de classificação (uma que reflita as preferências do usuário). Uma explicação que não pode ajudar a obter qualquer classificação, por definição, leva a uma eficácia insuficiente e, além disso, provavelmente resulta em satisfação do usuário tão baixa que o

sistema provavelmente perderá o usuário. Em segundo lugar, a validade da métrica usada depende do conjunto de dados subjacente.

3.4. Trust building in recommender agents

Este artigo aborda que a confiança é considerada um fator importante que influencia na decisão dos usuários de comprar um produto em uma loja on-line ou retornar à loja para obter mais informações sobre o produto. Embora exista claramente benefícios para os sites empregarem agentes competentes de recomendação, a natureza exata desses benefícios para as intenções de confiança dos usuários permanece incerta (CHEN; PU, 2005).

No ambiente virtual, a confiança é amplamente definida como um tipo de intenção comportamental, denominada “intenções de confiança”. Nesse ambiente foi estabelecido que a confiança do cliente está positivamente associada à intenção do cliente de realizar transações, comprar um produto ou retornar ao site. No entanto, não há mais explicações sobre qual construto de confiança mais contribui para uma intenção específica.

Neste artigo, os autores elaboraram um modelo geral de confiança para agentes de recomendação, que consiste em três componentes: (1) os recursos do sistema, que lidam principalmente com os aspectos de design de um agente recomendador que podem contribuir para a promoção de sua confiabilidade; (2) a confiabilidade do agente, que refere-se a um processo de formação de confiança baseado na percepção dos usuários sobre a competência, reputação, integridade e benevolência do agente, sendo considerada a principal influência positiva nas intenções de confiança; e (3) as intenções de confiança, que são os benefícios esperados dos usuários depois que a confiança é estabelecida pelos agentes que recomendam.

As intenções de compra, também incluem, a intenção de comprar um item recomendado, retornar à loja para obter mais informações sobre produtos ou adquirir produtos mais recomendados e economizar esforço. Uma outra influência nas intenções de confiança é o fator propensão individual à confiança, estudos de confiança como atributo puramente psicológico revelaram que cada pessoa possui uma característica estável de personalidade, que influencia a disposição de estender a confiança em situações específicas. O objetivo desse trabalho é saber se essa confiança causará impacto nas intenções de comportamento dos usuários nos agentes que recomendam.

A contribuição deste artigo é o desenvolvimento de um modelo de confiança, que identifica um conjunto de recursos do sistema que contribuem para a construção de confiança inspirada em competência nos agentes que recomendam. Ele considera diferentes aspectos do design do sistema, em particular o papel das interfaces de recomendação baseadas em explicações e seu formato de mídia na construção da confiança.

Para entender o efeito desses problemas de design, os autores realizaram uma pesquisa com 53 estudantes, para entender os benefícios de confiar em um agente recomendador com base em sua competência e os meios efetivos para desenvolver confiança usando interfaces baseadas em explicações. Os resultados mostraram que uma percepção positiva da competência de um agente recomendador aumenta a intenção do usuário de retornar ao agente, mas não afeta necessariamente sua intenção de compra.

O recurso de explicação, integrado na interface de recomendação, foi correlacionado positivamente com a construção de confiança dos usuários no agente. A técnica alternativa de explicação baseada na organização, refere-se a organizar os conteúdos de acordo com a sua categoria, permitindo que os usuários tomem suas decisões de forma mais rápida. Esta pesquisa, demonstrou que a técnica de explicação organização, é mais eficaz do que a construção simples do "porquê" usada na maioria dos sites de comércio eletrônico.

3.5. Personalized explanations for hybrid recommender systems

Na pesquisa de (KOUKI et al., 2019), foi criado um sistema de recomendação (SR) híbrido para gerar diversos estilos de explicação para atender às diferentes necessidades dos usuários. Cada estilo está associado a um algoritmo de recomendação. O objetivo foi o de avaliar a relação entre a personalidade de uma pessoa e o tipo de explicação que é mais persuasiva para ela.

O SR híbrido foi utilizado para produzir recomendações em tempo real, incorporando uma variedade de fontes de informação. Além disso, foi utilizado um sistema de coleta de dados em tempo real para adquirir o histórico de um usuário, conexões sociais, *tags* e estatísticas de popularidade da rede social last.fm local. Esses sinais foram usados para criar um modelo híbrido que incorpora semelhanças entre usuários e itens, usando informações advindas da

filtragem colaborativa, conteúdo, social e popularidade. Em seguida, foi implementado um sistema que gera explicações personalizadas a partir da saída do SR híbrido.

As principais contribuições deste trabalho foram: (1) um sistema híbrido de recomendação que pode fornecer recomendações em tempo real, com até sete estilos diferentes de explicações em formatos textual e visual; (2) *insights* sobre os estilos mais persuasivos, o número ideal de estilos de explicação, e os formatos de apresentação mais persuasivos como resultado de um estudo de usuário; e (3) *insights* sobre o efeito de diferentes traços de personalidade na persuasão das explicações.

A referida pesquisa chegou às seguintes conclusões: as pessoas preferem explicações centradas em itens, mas não centradas no usuário; as pessoas preferem ver no máximo três ou quatro estilos de explicação; E explicações textuais são preferidas, com relação às explicações visuais.

3.6. Explaining collaborative filtering recommendations

A pesquisa de Herlocker e Konstan, (2000), aborda os sistemas de filtragem colaborativa automatizada (ACF²), que preveem a afinidade de um usuário por itens ou informações. Diferentemente do sistema tradicional de filtragem de informações com base em conteúdo, como os desenvolvidos usando a recuperação de informações ou a tecnologia de inteligência artificial, as decisões de filtragem no ACF são baseadas na análise de conteúdo humana e não na máquina. Cada usuário de um sistema ACF classifica os itens que eles experimentaram, a fim de estabelecer um perfil de interesses. O sistema ACF combina então esse usuário com pessoas de interesses ou gostos semelhantes. Em seguida, classificações dessas pessoas semelhantes são usadas para gerar recomendações para o usuário.

Conforme mostrado no artigo, o ACF tem muitas vantagens significativas sobre a filtragem tradicional baseada em conteúdo, principalmente porque não depende de análises de conteúdo sujeitas a erros na máquina. As vantagens incluem a capacidade de filtrar qualquer tipo de conteúdo, por exemplo texto, obras de arte, música; a capacidade de filtrar com base em

² Automated Collaborative Filtering.

conceitos complexos e difíceis de representar, como sabor e qualidade; e a capacidade de fazer recomendações aleatórias. As tecnologias ACF não necessariamente competem com a filtragem baseada em conteúdo e na maioria dos casos, eles podem ser integrados para fornecer uma poderosa solução de filtragem híbrida.

O artigo aborda também duas razões pelas quais os sistemas ACF não são confiáveis para domínios de conteúdo de alto risco: (1) os sistemas ACF são processos estocásticos que calculam previsões com base em modelos que são aproximações heurísticas dos processos humanos; (2) os sistemas ACF baseiam seus cálculos em dados extremamente esparsos e incompletos. Essas duas condições levam a recomendações geralmente corretas, mas também ocasionalmente muito erradas. Hoje, os sistemas ACF são caixas-pretas, oráculos computadorizados que dão conselhos, mas não podem ser questionados. Um usuário não recebe indicadores para consultar, para determinar quando confiar em uma recomendação e quando deve duvidar de uma recomendação. Esses problemas impediram a aceitação dos sistemas ACF, exceto nos domínios de conteúdo de baixo risco.

Segundo as autoras, os recursos de explicação fornecem uma solução para criar confiança e podem melhorar o desempenho de filtragem de pessoas que usam sistemas ACF. Uma explicação por trás do raciocínio de uma recomendação da ACF fornece transparência ao funcionamento do sistema da ACF. Diante disso, é mais provável que os usuários confiem em uma recomendação quando souberem os motivos por trás dessa recomendação. As explicações ajudarão os usuários a entender o processo da ACF e a saber onde estão seus pontos fortes e fracos.

Conforme o artigo, as explicações ajudam a detectar ou estimar a probabilidade de erros na recomendação. Esses erros nas recomendações dos sistemas de filtragem colaborativa automatizada (ACF) podem ser agrupados em duas categorias: (1) os erros de modelo ou processo ocorrem quando o sistema ACF usa um processo para calcular recomendações que não correspondem aos requisitos do usuário; e (2) os erros de dados, que resultam de inadequações dos dados utilizados no cálculo das recomendações.

As explicações nos fornecem um mecanismo para lidar com erros que vêm com uma recomendação, por isso a criação de um recurso de explicação em um sistema de recomendação pode beneficiar o usuário de várias maneiras. Ele remove a caixa preta do sistema de recomendação e fornece transparência, trazendo alguns benefícios, tais como: justificativa,

envolvimento do usuário, educação e aceitação. Todos esses benefícios juntos, possuem um grande potencial de aumentar o impacto dos sistemas automatizados de filtragem colaborativa.

A conclusão do artigo foi que, extrair explicações significativas de modelos computacionais tem como resultado sistemas de filtragem mais aceitos, mais eficazes, mais compreensíveis e que proporcionam maior controle ao usuário. As autoras acreditam que é importante identificar as características de um sistema de explicação que resultará em melhor desempenho de filtragem pelos usuários.

3.7. How should I explain? A comparison of different explanation types for recommender systems

O trabalho de (GEDIKLI et al., 2014) faz um levantamento de observações trazidas por alguns autores, que tratam questões de como as explicações poderiam ser comunicadas ao usuário de maneira mais efetiva. No geral, o tipo e a profundidade das explicações que um sistema de recomendação pode fornecer, dependem dos tipos de conhecimento e/ou algoritmos usados para gerar as listas de recomendação. Na recomendação baseada no conhecimento ou abordagens consultivas, as explicações podem ser baseadas na base de regras que codificam o domínio do conhecimento de um especialista e as preferências do usuário explicitamente adquiridas (FELFERNIG et al., 2006). Para o tipo mais proeminente de sistemas de recomendação, os recomendadores de filtragem colaborativa, (HERLOCKER et al., 2000) e (BILGIC; MOONEY, 2005) propuseram várias formas de explicar as recomendações ao usuário. (HERLOCKER et al., 2000) Também demonstraram que as explicações podem ajudar a melhorar a aceitação geral de um sistema de recomendação.

A principal questão desta pesquisa é: quais diferentes tipos de efeitos as recomendações explicadas têm sobre os usuários? O objetivo foi analisar a influência da eficiência, eficácia e transparência percebida na satisfação do usuário. Neste trabalho foi feita uma avaliação dos diferentes tipos de explicação, de forma abrangente e considerar os efeitos desejados e as dimensões de qualidade eficiência, eficácia, persuasão, transparência percebida e satisfação.

Como resultado, foi proposto um conjunto de diretrizes para construir interfaces de explicação para sistemas de recomendação que suportam o usuário no processo de tomada de decisão.

3.8. Tabela comparativa

Uma tabela comparativa foi criada, com o propósito de reunir as características dos modelos apresentados nos trabalhos relacionados, bem como compará-los com o modelo proposto nesta dissertação (Tabela 2).

Nesta sumarização, consideramos algumas questões baseadas nos problemas e no contexto da pesquisa. Existem sistemas de recomendação em diversos contextos, porém nossa pesquisa está relacionada com sistemas de recomendação educacionais, diante disso, a questão 1 analisa se os trabalhos estão relacionados com recomendações no contexto educacional.

Para entender e modelar de forma personalizada, como também elaborar recomendações personalizadas para o estudante, com base nas suas necessidades ou com base nas necessidades da turma, foi necessário criar um modelo do estudante para que o sistema pudesse compreender as interações e o desempenho dos estudantes e as recomendações fossem mais precisas. Por isso foi necessário saber se os trabalhos relacionados utilizavam explicações com base no modelo do estudante e nos objetivos propostos nos trabalhos de Tintarev e Masthoff, conforme questão 2 e questão 3.

Como o objetivo desta pesquisa é analisar a confiança dos estudantes nas recomendações pedagógicas com o propósito de avaliar a explicação dessas recomendações com respeito ao nível de personalização da explicação, do ponto de vista do estudante, no contexto de um ambiente online de aprendizagem. Relacionamos as questões 4 e 5 com o objetivo da pesquisa. A questão 4 analisa se os trabalhos relacionados analisam a confiança no contexto de sistemas de recomendação e a questão 5 analisa a personalização da explicação como fator determinante para a confiança do estudante na recomendação.

Diante disso, relacionamos as questões com os objetivos da pesquisa, analisando cada um dos trabalhos relacionados e as comparando com o modelo proposto nesta dissertação:

- Q1: As recomendações são no contexto educacional?
- Q2: As explicações são propostas com base no modelo do estudante?
- Q3: Cria as explicações com base nos objetivos da explicação propostos por TINTAREV e MASTHOFF?
- Q4: Analisa a confiança no contexto de Sistemas de Recomendação?

- Q5: Analisa a personalização da explicação como fator determinante para a confiança do estudante na recomendação?

Tabela 2: Tabela comparativa dos trabalhos relacionados

Pesquisa	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
Modelo Proposto	SIM	SIM	SIM	SIM	SIM
Friedrich; Zanker, 2011	NÃO	NÃO	SIM	SIM	SIM
Tintarev; Masthoff, 2007	NÃO	NÃO	SIM	SIM	SIM
Tintarev; Masthoff, 2012	NÃO	NÃO	SIM	Parcialmente	Parcialmente
Chen; Pu, 2005	NÃO	NÃO	NÃO	SIM	SIM
Kouki et al., 2019	NÃO	NÃO	Parcialmente	NÃO	SIM
Herlocker; Konstan, 2000	NÃO	NÃO	Parcialmente	SIM	NÃO
Gedikli et al., 2014	NÃO	NÃO	Parcialmente	NÃO	Parcialmente

Em resumo, os trabalhos relacionados investigaram quando é necessário que os sistemas ofereçam explicações; se um sistema que pode explicar seu comportamento ajuda na interpretação e como as explicações afetam a eficácia de um sistema; a possibilidade de aprender com as explicações; objetivos que podem ser alcançados através da utilização de explicações; taxonomia para gerar explicações, elaboração de várias interfaces de explicação para sistemas de recomendação que auxiliam o usuário no processo de tomada de decisão e de confiança nas recomendações, em que levaram em consideração aspectos textuais e visuais para otimizar o fator explicativo; enquanto outros estudos focaram na influência das características pessoais para compreensão e confiança das recomendações explicadas.

No próximo capítulo, apresentaremos a proposta da nossa pesquisa.

4. Proposta

A educação em ambientes online tem acompanhado o avanço das tecnologias e adquirido muitos usuários (INEP, 2018). Os motivos mais frequentes deste avanço e da aceitação por parte dos usuários, são a possibilidade de autogerenciamento do estudo, ensino personalizado para cada usuário, flexibilidade de horários, diversidade de recursos educacionais (vídeos, textos explicativos, apresentação de aulas, questões) e democratização do ensino (ALVES, 2011).

Entretanto, os estudantes parecem ter dificuldades em encontrar caminhos de aprendizado e compreensão do material (SINCLAIR et. al., 2015). Romero e Ventura (2017) citam por exemplo que o número de tópicos do fórum de um curso pode aumentar rapidamente, levando a dificuldades para os estudantes encontrarem o que estão procurando ou estão realmente interessados, e como é grande o número de estudantes em um curso, isto leva a dificuldades para o instrutor detectar quais são os estudantes mais influentes ou problemáticos. Demonstrando em sua pesquisa que alguns desses problemas podem ser resolvidos analisando a enorme quantidade de dados sobre as informações de uso dos estudantes.

4.1. Confiança na recomendação

Hsiao et al (2010) afirmam que a influência positiva nas intenções de compra dos consumidores é consequência da confiança positiva nas recomendações. Os usuários gostam de saber por que um item foi recomendado, ou seja, eles não estão apenas procurando recomendações, mas também uma justificativa (explicação) da escolha do sistema (HERLOCKER, KONSTAN, RIEDL, 2000; SINHA, SWEARINGEN, 2002). Os autores explicam que essas recomendações podem ser uma solução para oferecer mais confiança, pois uma recomendação com **explicação** fornece **mais transparência** para o usuário, tornando mais provável que os usuários **confiem** em uma recomendação quando entendem os motivos de ela ter sido realizada.

Enquanto, SHIN (2021) afirma que altos níveis de transparência em um algoritmo podem proporcionar aos usuários uma sensação de personalização, pois recomendações coerentes proporcionam aos usuários uma sensação de confiança que, por sua vez, promove

uma sensação de satisfação. A conscientização e a compreensão do usuário sobre o porquê e como uma determinada recomendação é gerada foram consideradas significativas no estudo de SHIN (2021).

Além disso, Viridi et al (2020), em sua pesquisa, identificou que uma parcela dos usuários não aceita as recomendações oferecidas pelo sistema na compra de produtos, informando a falta de **confiança** no SR, mesmo que o site tenha boa interface. Por exemplo: um usuário acessa um site de vendas com boa interface, esse mesmo site possui um sistema de recomendação que envia recomendações não compatíveis com o contexto do usuário (uma mulher solteira sem filhos, que recebe recomendações de roupas infantis), nem com seus interesses, necessidades e expectativas, o que leva o usuário a solicitar que o sistema pare de fazer recomendações ou, pelo menos, reduza a frequência. Se essa situação for detectada, é possível realizar melhorias no sistema de recomendação, porém, terão que reconquistar a confiança do usuário, o que nem sempre é possível e gera custo financeiro. Segundo Tintarev e Masthoff (2007), boas explicações podem ajudar a inspirar a confiança e a lealdade do usuário na compra de um item recomendado.

Todavia, no ambiente educacional, existem alguns problemas em SR específicos. Por exemplo: em um determinado curso online, um estudante pode receber várias notificações com recomendações, porém o estudante pode não entender o porquê de estar recebendo essas recomendações. Se o SR não justifica as recomendações, uma parcela dos usuários pode percebê-las como não estando alinhadas com as suas necessidades e, por isso, não confiar no SR. Dessa forma, o estudante não segue a recomendação o que pode prejudicar o seu progresso no curso ou, em casos extremos, se sentir desmotivado, reprovar ou até desistir do curso.

4.2. Possíveis soluções para aumento da confiança nos sistemas de recomendação

Uma possível abordagem, seria a melhoria do algoritmo de recomendação, para que ele faça recomendações mais precisas. Isso envolveria a contratação de profissionais com conhecimento avançado, capazes de desenvolver essa melhoria no SR. Outra solução seria adquirir maior quantidade e/ou diversidade de dados dos usuários, para melhorar o desempenho do SR. Para isso seria preciso preparar o SR para ele pré-processar e processar esses dados, o

que, novamente, necessitaria de investimento em profissionais capazes de realizar tais melhorias. Ambas as abordagens são focadas na melhoria da tecnologia e podem ser custosas em termos financeiros e de tempo necessário para a implementação.

Nossa proposta de abordagem é realizar uma interação mais “humanizada”. Propomos enviar, junto às recomendações, a explicação de tal recomendação ter sido feita. O objetivo é informar o usuário sobre a decisão de recomendação, impactando na confiança daqueles que a recebem (HERLOCKER, KONSTAN, RIEDL, 2000; SINHA, SWEARINGEN, 2002).

Diante disso, explicar a recomendação para estabelecer um relacionamento empático entre o sistema de recomendação e o usuário, aumentando a confiança do usuário nesse sistema e, conseqüentemente, aumentando a probabilidade desse usuário aceitar³ e seguir⁴ a recomendação. Para estabelecer esse relacionamento empático, iremos explicar o motivo da recomendação ter sido feita.

A proposta de recomendação explicada foi adaptada do trabalho de Ribeiro (2019) que analisou a aderência de recomendações com e sem explicação, e concluiu que a recomendação explicada é melhor que a recomendação não explicada, sendo este tipo de recomendação, desejada, importante e de maior compreensão da recomendação (RIBEIRO, 2019).

Para o contexto desta pesquisa, avaliaremos o impacto do tipo de recomendação pedagógica (baseada no desempenho e/ou interações da turma, ou baseada no desempenho esperado e/ou interações esperadas para o próprio estudante) na confiança dos estudantes, bem como a percepção dos participantes em relação à confiança em cada tipo de recomendação.

Assim, a proposta deste trabalho é avaliar se existe diferença na confiança de estudantes em recomendações: (1) com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação do próprio estudante e; (2) Com explicação personalizada de acordo com o desempenho e interação da turma.

4.3. O uso de sistemas de recomendações pedagógicas

Diante desse cenário, visando oferecer recursos que atendam melhor às necessidades do usuário e facilitem o processo de tomada de decisão, viu-se a necessidade de utilizar sistemas

³ No contexto desta dissertação, significa aprovar ou concordar em realizar a recomendação.

⁴ No contexto desta dissertação, significa realizar, integralmente, o que foi recomendado.

de recomendação pedagógicas (SRP), que são sistemas que recomendam materiais educacionais e/ou estratégias pedagógicas que possam apoiar o processo de construção do conhecimento (BEHAR, 2018).

O objetivo desses sistemas é oferecer recomendações de itens (no escopo pedagógico/educacional) para ajudar os estudantes a interagir com os mais apropriados recursos educacionais, (videoaulas, textos, questões etc.) para ajudá-los a superar dificuldades pedagógicas detectadas ou previstas. Esses sistemas geram e entregam essas recomendações pedagógicas, considerando as necessidades pedagógicas dos estudantes. A finalidade é aprimorar a experiência de aprendizagem dos estudantes (PAIVA, BITTENCOURT, 2020).

Uma forma de ajudar os estudantes a superar as dificuldades pedagógicas, é entender quais são suas expectativas acadêmicas. As hipóteses levantadas nesta pesquisa estão descritas na Tabela 3 e, para validar essas hipóteses, realizamos um experimento onde avaliamos as preferências dos participantes em relação ao tipo de recomendação pedagógica que gostariam de receber (baseada no desempenho e/ou interações da turma, ou baseada no desempenho esperado e/ou interações esperadas para o próprio estudante), bem como a percepção dos participantes em relação à confiança em cada tipo de recomendação, por meio de técnicas de coleta de dados (questionários), com estudantes que realizaram um curso on-line de introdução à computação. Mais detalhes sobre a criação do curso é explicado na Seção 5.1.

4.4. Estrutura das recomendações explicadas

O algoritmo para a criação das explicações (que acompanham as recomendações de planos de estudo) seguirá a seguinte estrutura: Mensagem de boas-vindas; Observações que identificam a necessidade do aluno com base em seus respectivos modelos (coeficiente de desempenho e/ou coeficiente de interação); Recursos que serão recomendados (questões não respondidas, questões erradas, vídeos não assistidos, links não acessados, textos não lidos, slides não acessados). A estrutura terá algumas partes fixas no texto e outras que irão variar de acordo com o modelo de cada aluno.

O modelo do aluno será composto pelo cálculo dos coeficientes de desempenho e de interação para todos os tópicos que o aluno já teve contato. O coeficiente do aluno é uma medida pontual do conhecimento do sistema sobre cada aluno. O modelo do aluno será monitorado

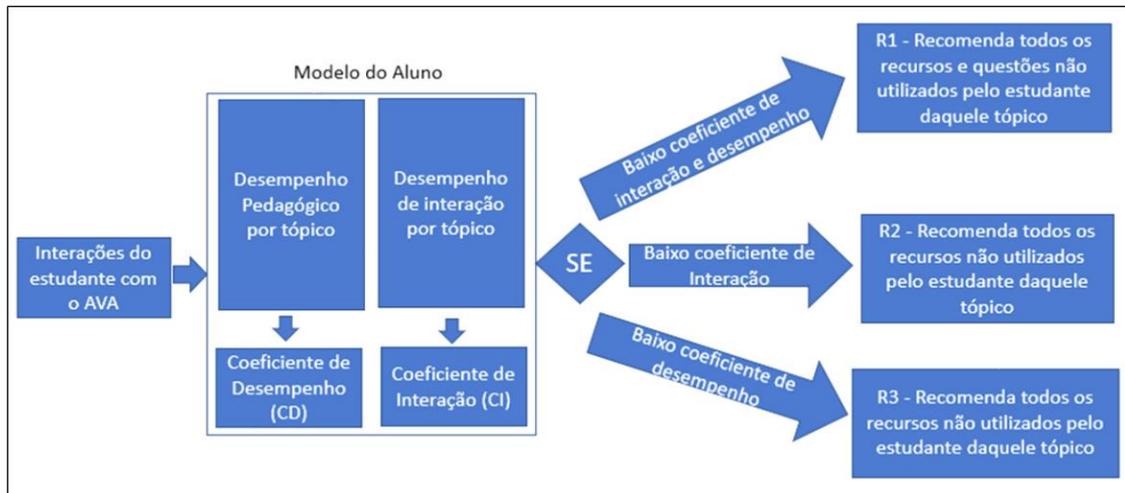
através dos coeficientes de desempenho (CD) e interação (CI), sendo 60% o aproveitamento mínimo aceitável. Esse valor de 60% foi estimado sem nenhuma fundamentação teórica, e adotado por ser um valor superior à metade do valor máximo (100%). Valores maiores de coeficiente podem ser desejados se o objetivo é ter um curso mais rigoroso. Da mesma forma, valores menores para o coeficiente podem flexibilizar a exigência do curso. Um exemplo de cálculo do CD e CI pode ser visto na Figura 1.

Figura 1: Exemplo de cálculo de CD e CI

Recurso		Aluno		
Descrição	Quantidade	Interação	Desempenho Certas	Desempenho Erradas
Questões	4	3	1	2
Vídeo	1	1	-	-
texto	1	1	-	-
link	1	1	-	-
slide	1	1	-	-
Descrição Coeficiente	Valor Calculado	Fórmula		
Coeficiente de Interação CI	87,5 %	total de interação dos itens / total de itens existentes		
Coeficiente de Desempenho CD	25 %	(questões respondidas certas / total de questões respondidas) * (total questões respondidas / total de questões existentes)		

Fonte: o Autor (2020) Adaptado de Ribeiro (2019)

Existem 3 tipos de recomendações de acordo com o baixo índice de desempenho ou interação (Figura 2). Pode acontecer o caso de um estudante ter interagido com todos os recursos (100% de interação), mas obteve um baixo desempenho (CD < 60%). Neste caso, recursos extra são recomendados para melhorar o desempenho. Esses recursos extra não são considerados na contagem/cálculo do coeficiente de interação.

Figura 2: Modelo de Geração de Recomendação

Fonte: o Autor (2020) Adaptado de Ribeiro (2019)

Caso 1 - Em casos que forem detectados baixo desempenho (acertos insuficientes na resolução de questões) e interação (acessos insuficientes aos recursos educacionais), a estrutura será a seguinte: <boas-vindas> + <nome do aluno> + percebemos que seu desempenho e interação foram baixos no tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, onde os respectivos coeficientes foram: <coeficiente de desempenho> para o desempenho e <coeficiente de interação> para a interação com os recursos educacionais do ambiente de aprendizagem. Percebemos que as questões: <link para as questões> não foram respondidas e que você não interagiu com os recursos: <link para os recursos>. Por isso, recomendamos que responda essas questões e acesse os recursos listados, pois poderão ajudá-l<a ou o> a responder as questões e melhorar seu desempenho. Detalhes podem ser visualizados na Figura 3.

Figura 3: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de desempenho e interação

ID	Regra	TEXTO
R1	CI < 60 e CD < 60	<boas vindas> + <nome do aluno> + percebemos que seu desempenho e interação foram baixos no tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, onde os respectivos coeficientes foram: <coeficiente desempenho> + <coeficiente interação> + e vimos que as questões <número das questões> não foram respondidas. Diante disso recomendamos que acesse <recursos não utilizados>, pois vimos que ele(s) não foram acessados durante o curso, e poderá(ão) ajudá-lo(a) a responder as questões e obter um melhor desempenho.
		<boas vindas> Informativo
		<nome do aluno> Informativo
		<nome do tópico> Informativo
		<nome do assunto> Informativo
		<coeficiente desempenho> Explicativo
		<coeficiente interação> Explicativo
		<número das questões> Recomenda as questões não respondidas
<recursos não utilizados> Recomenda os recursos não utilizados		

Fonte: o Autor (2020) Adaptado de Ribeiro (2019)

Caso 2 - Em casos que forem detectados baixos nível de interação a estrutura será a seguinte: <boas-vindas> + <nome do aluno> + percebemos que desempenho foi satisfatório para o tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, cujo valor de rendimento foi igual a <coeficiente desempenho>, mas vimos que você não interagiu com todos os recursos, sugerimos que interaja com os recursos <recursos não utilizados> para que possa finalizar o módulo com aproveitamento apropriado, pois seu rendimento de interação apenas <coeficiente interação>, abaixo do esperado que é 60%. Detalhes podem ser visualizados na Figura 4.

Figura 4: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de interação

ID	Regra	TEXTO
R2	CI < 60 e CD > 60	<p><boas vindas> + <nome do aluno> + percebemos que desempenho foi satisfatório para o tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, cujo valor de rendimento foi igual a <coeficiente desempenho>, mas vimos que você não interagiu com todos os recursos, sugerimos que interaja com os recursos <recursos não utilizados> para que possa finalizar o módulo com 100% de aproveitamento, pois seu rendimento de interação apenas <coeficiente interação>, abaixo do esperado que é 60%</p> <p><boas vindas> Informativo <nome do aluno> Informativo <coeficiente desempenho> Explicativo <coeficiente interação> Explicativo <recursos não utilizados> Recomenda os recursos não utilizados</p>

Fonte: o Autor (2020) Adaptado de Ribeiro (2019)

Caso 3 - Em casos que houverem baixo desempenho: <boas-vindas> + <nome do aluno> + percebemos que seu desempenho foi baixo no tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, cujo seu coeficiente de desempenho foi abaixo de 60% que é o mínimo aceitável, onde o valor obtido foi <coeficiente de desempenho>, para que tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse o(s) seguinte(s) recurso(s) do referido módulo <nome do módulo>: <recursos não utilizados>, tendo vista que esses recursos não foram utilizados e você respondeu somente as questões <questões respondidas>, vindo a acertar somente as questões <questões certas>. Detalhes podem ser visualizados na Figura 5.

Figura 5: Detalhes da explicação da recomendação com baixo coeficiente de desempenho

ID	Regra	TEXTO
R3	CI > 60 e CD < 60	<boas vindas> + <nome do aluno> + percebemos que seu desempenho foi baixo no tópico <nome do tópico>, contido no assunto <nome do assunto>, cujo seu coeficiente de desempenho foi abaixo de 60% que é o mínimo aceitável, onde o valor obtido foi <coeficiente de desempenho>, para que tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse o(s) seguinte(s) recurso(s) do referido módulo <nome do módulo>: <recursos não utilizados>, tendo vista que esses recursos não foram utilizados e você respondeu somente as questões <questões respondidas>, vindo a acertar somente as questões <questões certas>.
		<boas vindas> Informativo
		<nome do aluno> Informativo
		<nome do tópico> Explicativo
		<nome do assunto> Explicativo
		<coeficiente de desempenho> Explicativo
		<nome do módulo> Recomenda os recursos não utilizados
		<recursos não utilizados> Recomenda os recursos não utilizados
		<questões respondidas> Explicativo
<questões certas> Explicativo		

Fonte: o Autor (2020) Adaptado de Ribeiro (2019)

Avaliamos se uma recomendação com uma explicação personalizada para o estudante afeta a sua confiança. Assim, os stakeholders poderão investir na explicação da recomendação para aumentar a confiança e, como consequência, promover maior engajamento nos estudos, pois é esperado que estudantes que confiam nas recomendações, e as seguem, se engajam mais nos estudos (SILVA, MELO, TEDESCO, 2018).

Existem várias formas de explicar uma recomendação, seja por meio de *emojis* - símbolos gráficos Unicode, usados como uma abreviação para expressar conceitos e ideias (NOVAK et al., 2015), explicações longas ou curtas, com termos mais formais ou com termos mais coloquiais, explicações utilizando humor, mas isso não será objeto de análise nesta pesquisa.

Nesta pesquisa, avaliamos a confiança dos estudantes em relação aos dois tipos de recomendação, baseado no que se espera do estudante e baseado nas interações e no desempenho de sua turma, no contexto do curso de introdução à informática, desenvolvido durante a disciplina de introdução à computação.

Um SRP é um sistema caro⁵, que precisa de profissionais especializados e capacitados, além de recursos tecnológicos para serem desenvolvidos. Muitas empresas fazem investimentos

⁵ De acordo com a Azati, uma empresa de desenvolvimento de *softwares* personalizado, um sistema de recomendação (simples) custa entre \$5000,00 e \$15000,00 dólares. Fonte: <https://azati.ai/recommendation-system-development-costs/>

altos em sistemas (dinheiro, tempo, e recursos humanos), mas muitas vezes esses sistemas podem não obter os resultados esperados, e isso pode resultar ou em perda de dinheiro ou em perda de usuários, pois o usuário pode não se sentir contemplado nesse sistema.

A explicação é a parte do texto que justifica/explica uma recomendação, tornando-a transparente para o leitor, ou seja, é o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante. Para a explicação, no contexto desta pesquisa, o sistema leva em consideração as interações e o desempenho de cada estudante em cada um dos assuntos de um curso de Introdução à Computação para estudantes do ensino superior.

Esses recursos são importantes para observação da interação do aluno, onde serão observadas as interações realizadas por eles com os recursos educacionais disponíveis. O sistema identificará, de forma automática a quantidade e quais recursos pedagógicos (vídeos, links, textos, slides, questões) foram utilizados, se as questões foram respondidas de forma correta ou de forma errada, como também, se as questões não foram respondidas. Com essas informações a explicação das recomendações será criada.

Nesta pesquisa, se o desempenho do estudante, em um determinado assunto, for inferior a 60%, o sistema irá propor recomendações para melhorar esse desempenho. Para tanto, os detalhes do experimento, e do questionário, estão descritos no Capítulo 5 (Metodologia).

5. Metodologia

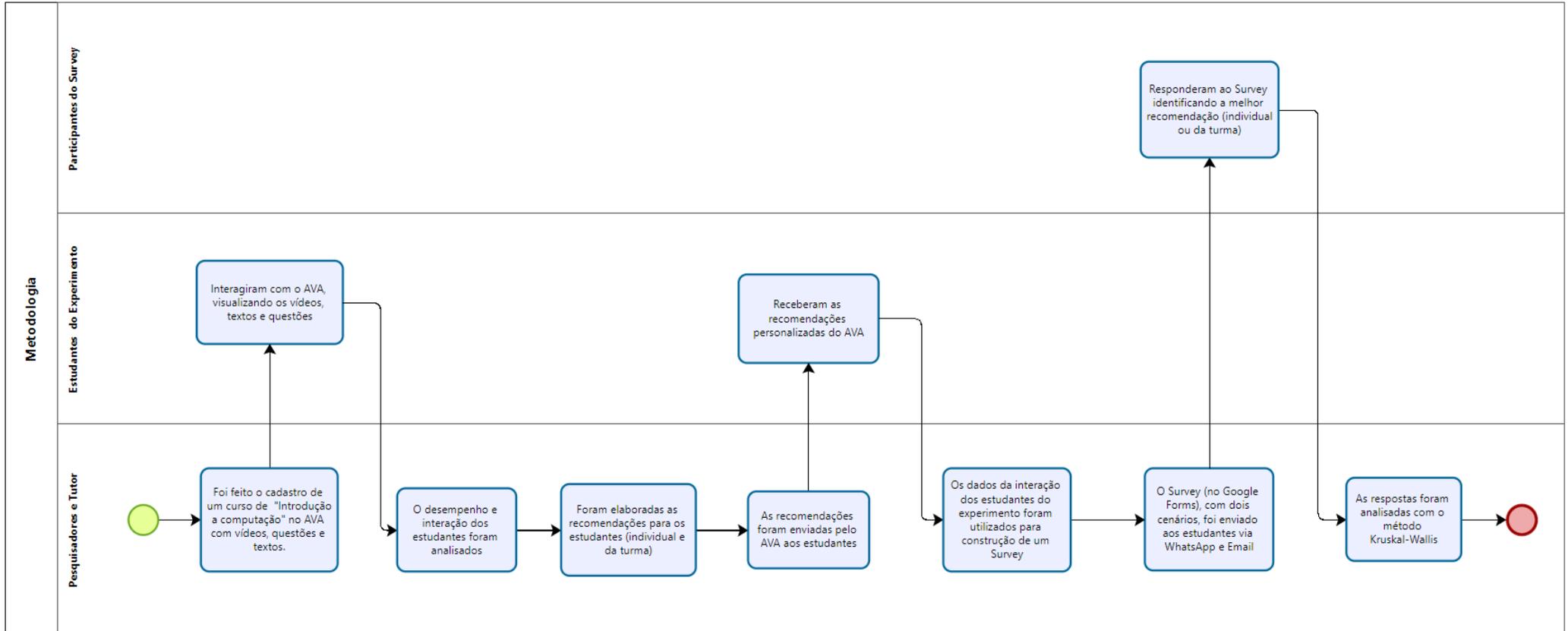
Para implementar nossa proposta, realizamos um experimento e um *survey*. O objetivo do experimento era avaliar a preferência e percepção de estudantes do ensino superior, quanto às recomendações enviadas por um ambiente virtual de aprendizagem. Enquanto o *survey* teve o objetivo de medir o impacto da personalização de recomendações pedagógicas, na confiança dos estudantes (de ambientes virtuais de aprendizagem do nível superior).

O tipo de recomendação pode ser (1) criada com base no desempenho esperado e nas interações esperadas para o estudante (o estudante recebe uma recomendação com base em suas dificuldades e necessidades individuais) ou (2) criada com base nas interações e desempenho da turma (o estudante recebe uma recomendação criada com base no que funcionou para a turma). No contexto desta pesquisa, consideramos que a confiança é expressa pelos participantes como a aceitação das recomendações (concordar em fazer o que foi recomendado), e seguir as recomendações (fazer tudo o que foi recomendado).

Como o objetivo da pesquisa foi avaliar a confiança entre os dois tipos de recomendação não haveria sentido em ter um grupo de alunos de controle, ou seja, alunos que não recebessem recomendação. O grupo de controle é um grupo na experiência científica que permanece longe da pesquisa, na medida em que não é exposta a condições experimentais (HINKELMANN; KEMPTHORNE, 2007).

Para tanto, o experimento foi realizado em um ambiente virtual de aprendizagem, chamado *S-Partner*, enquanto o *survey*, foi realizado através de um questionário disponibilizado no *Google Forms*, com perguntas a respeito das percepções de confiança em relação às recomendações recebidas por um aluno durante o experimento. A metodologia e o fluxo do experimento e do *Survey* poderá ser visualizada na Figura 6.

Figura 6: Metodologia e fluxo do experimento e do Survey



Fonte: o autor (2021)

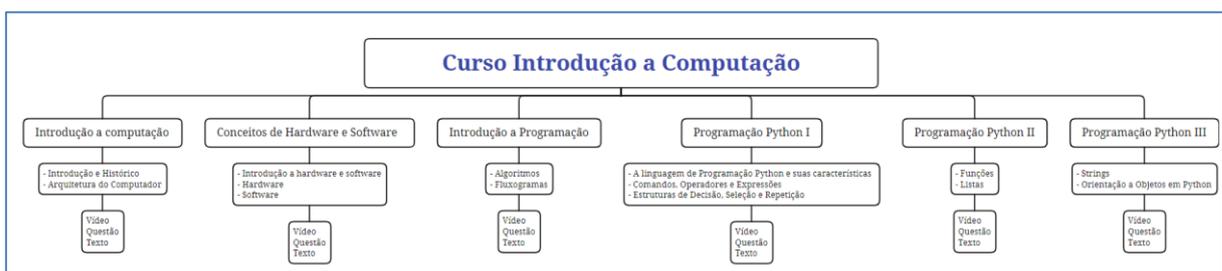
5.1. Experimento

Elaboramos um curso de Introdução à Computação, disponibilizando recursos educacionais para os estudantes, registrando suas respectivas interações e desempenho. O sistema monitorou e calculou os coeficientes de interação (CI) e desempenho (CD), para cada tópico do curso, para criar o modelo de cada estudante.

5.1.1 O curso de introdução à computação

Para esta pesquisa, utilizamos o mesmo ambiente virtual de aprendizagem, utilizado por Ribeiro (2019), conforme Figura 7. O ambiente se chama *Students' Partner* (S- Partner⁶), por meio do qual foi oferecido um curso de Introdução à computação, capaz de recomendar conteúdo personalizado com base no modelo de cada estudante.

Figura 7: Organização do curso



Fonte: o autor (2021)

A estrutura do curso é composta por 6 módulos: (1) Módulo 1 - Introdução à Computação; (2) Módulo 2 - Conceitos de Hardware e Software; (3) Módulo 3 - Introdução à Programação; (4) Módulo 4 - Programação Python I; (5) Módulo 5 - Programação Python II; (6) Módulo 6 - Programação Python III.

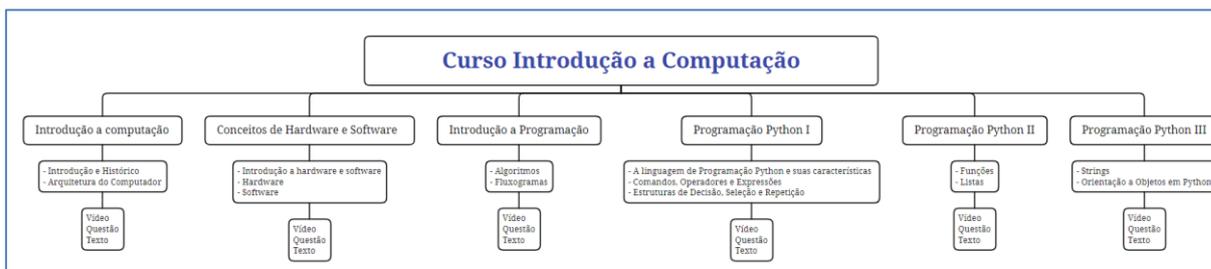
Cada módulo continha dois ou mais assuntos. Os seguintes assuntos foram abordados no curso: (1) Introdução e Histórico; (2) Arquitetura do Computador; (3) Introdução à Hardware e Software; (4) Hardware; (5) Software; (6) Algoritmos; (7) Fluxogramas; (8) A linguagem de

⁶ S-Partner ou Students' Partner foi o ambiente online de aprendizagem utilizado para o experimento.

Programação Python e suas características; (9) Comandos, Operadores e Expressões; (10) Estruturas de Decisão, Seleção e Repetição; (11) Funções; (12) Listas; (13) Strings; (14) Orientação a Objetos em Python.

Cada assunto continha um ou mais tópicos, conforme Figura 8, abordando sobre os respectivos assuntos e para cada um desses tópicos foram disponibilizados recursos educacionais. Os recursos educacionais são os tipos/categorias de conteúdo que o sistema dispõe, ou seja, são recursos oferecidos pelo sistema que visam auxiliar os estudantes no processo de aprendizagem. Esses recursos são inseridos previamente na plataforma, durante a criação do curso. Os recursos apresentados no sistema utilizado (S-Partner) foram: vídeos, textos e questões.

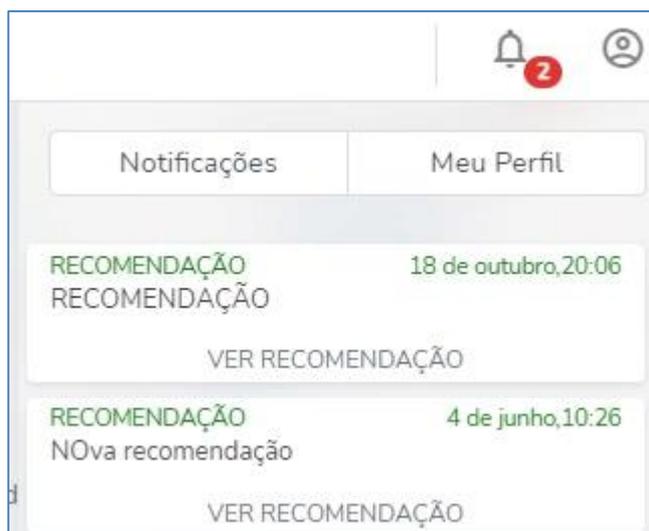
Figura 8: Tela com os tópicos do Módulo 1 do S-Partner



Fonte: <https://s-partner.nees.com.br>

Ao identificar problemas com esses constructos (interações e/ou desempenho abaixo de 60%⁷), o sistema gerava recomendações para abordar, especificamente, esses problemas. As recomendações foram enviadas no formato de notificações (notificações *Push*), conforme Figura 9, sugerindo ações para melhorar o desempenho e/ou as interações dos estudantes. Ao receber a recomendação, o estudante poderia informar se aceitava ou rejeitava a recomendação.

⁷ Este é um valor de corte escolhido para os propósitos desta pesquisa.

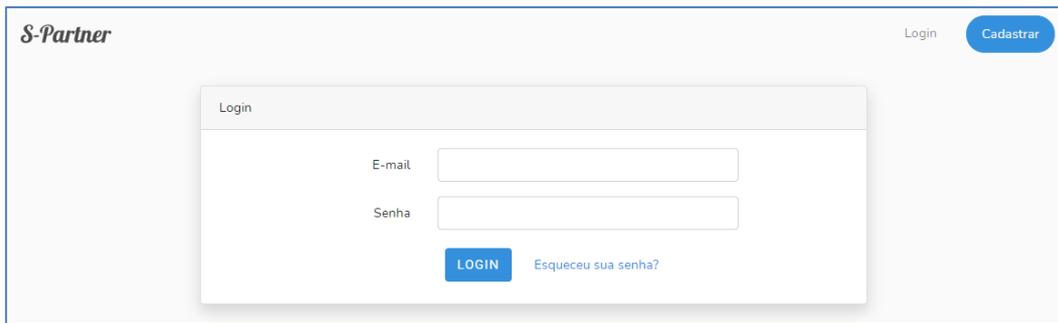
Figura 9: Tela Notificações do S-Partner

Fonte: <https://s-partner.nees.com.br>

Estudantes foram convidados (a aceitação era opcional e não acarretou nenhum prejuízo ao estudante) a interagir com um ambiente virtual de aprendizagem onde realizaram uma revisão dos assuntos para a primeira avaliação da disciplina Introdução à Computação (ensino superior). Enviamos um link com um formulário desenvolvido na ferramenta Google Formulários que continha o TCLE (Termo de Consentimento Livre e Esclarecido) com uma declaração de concordância em participar do experimento. A partir disso, os estudantes foram convidados a realizar um cadastro no Ambiente virtual de Aprendizagem S-Partner, após aceitação do TCLE, informando seus dados, tais como, nome completo, data de nascimento, sexo, telefone, endereço de e-mail e selecionando se é estudante ou professor. Para evitar qualquer prejuízo aos que não desejavam participar, todo o conteúdo disponível no ambiente de aprendizagem foi disponibilizado, também, aos estudantes que não utilizaram o ambiente de aprendizagem.

No primeiro acesso ao S-Partner, após realizar o login (Figura 10), os estudantes respondiam um pré-teste para avaliar o nível de conhecimento dos estudantes em relação ao conteúdo da disciplina que estava sendo ministrada de forma online. Ele continha 20 questões do Curso de Introdução à Computação, das quais o estudante deveria escolher 10 questões para responder. Após sua realização, disponibilizamos para os estudantes os módulos 1 e 2 do curso (Figura 11) compostos por videoaulas, textos, slides e questões sobre o conteúdo deste módulo.

Figura 10: Tela Login do S-Partner



Fonte: <https://s-partner.nees.com.br/login>

Figura 11: Tela Acesso aos módulos do S-Partner



Fonte: <https://s-partner.nees.com.br>

Na primeira semana, os estudantes interagiram com o conteúdo do módulo 1, e após 5 dias de interação, avaliamos se eles realizaram as interações mínimas com o conteúdo do curso através da análise de uma tabela contendo as interações dos estudantes e comparando com as interações mínimas esperadas. Caso o estudante não tivesse atingido o número mínimo de interações, enviávamos uma recomendação. Essas recomendações foram criadas por um professor especialista na disciplina, de forma manual, ou seguindo o modelo de geração da recomendação (Figura 2).

Para a criação das recomendações manuais, o professor recebeu informações sobre as interações e desempenho dos estudantes. Baseado em sua experiência pedagógica, o professor criou as recomendações que foram enviadas, pelo sistema, para os estudantes com coeficiente

de interação (CI) inferior a 60% e/ou estudantes com coeficiente de desempenho (CD) inferior a 60%, conforme detalhado no Capítulo 4, que descreve a proposta desta pesquisa. As recomendações foram recebidas por notificações “*push*” que apareceram na tela do módulo do estudante, assim que ele realizava o login no sistema, conforme Figura 12.

Figura 12: Tela Recomendação do S-Partner



Fonte: <https://s-partner.nees.com.br>

Cada módulo era disponibilizado na segunda-feira à meia-noite, os estudantes eram comunicados por e-mail que o módulo havia iniciado e estava liberado para realização até a próxima quinta-feira à meia-noite. No mesmo horário acessávamos o AVA e analisávamos o ranking de desempenho e interação dos estudantes, que era disponibilizado em uma planilha pelos desenvolvedores do AVA. A partir dos dados da planilha, verificávamos o desempenho e interação dos estudantes, caso os estudantes não estivessem interagindo com os recursos disponibilizados no módulo, recomendávamos que eles acessassem tais recursos.

A partir disso, a cada recomendação gerada, o estudante escolhia uma das duas escolhas possíveis: uma recomendação com explicação criada com base no que os outros colegas da turma fizeram (as interações da turma) e outra com base no que era esperado que o estudante fizesse (as interações necessárias).

Posteriormente, no início da semana seguinte, analisávamos novamente as interações dos estudantes e registramos em uma tabela os estudantes que seguiram (total ou parcialmente) as recomendações e os estudantes que não seguiram as recomendações. Esse processo foi repetido semanalmente até o fim do período de revisão.

A participação no curso foi pequena, somente 17 estudantes interagiram com o curso inicialmente e apenas 5 chegaram a finalizá-lo. Essa turma foi a terceira turma para o qual o curso foi disponibilizado, anteriormente existiram 2 (duas) outras tentativas de realização, porém não houve demanda de estudantes suficiente para participação.

O curso de introdução a computação possui 6 (seis) módulos, porém a partir do terceiro módulo os estudantes começaram a não realizar as recomendações, não acessar mais o AVA e desistiram do curso, a maioria dos motivos ligados a desistência foram ao momento da pandemia do coronavírus. Devido a pouca quantidade de estudantes que estavam acessando o curso, 3 (três) no máximo, decidimos mudar de estratégia e não realizar mais o *survey* com esses estudantes, por isso decidimos utilizar os dados das interações e desempenho desses estudantes e elaborar um *survey* com perguntas e afirmações para que outros estudantes de cursos de nível superior pudessem responder.

5.1.2 O *survey*

O curso teve como objetivo obter as interações dos estudantes, pois como os estudantes desistiram do curso no 3º módulo, foi necessário realizar um segundo experimento, o *survey*, com os dados de interação dos estudantes, para avaliarmos a percepção em relação às recomendações.

Para elaboração do *survey* utilizamos dados que foram obtidos através da interação e o desempenho dos 17 estudantes que realizaram o curso. Selecionamos os dados de cada um desses estudantes, utilizamos esses dados para descrever, textualmente, a situação pedagógica enfrentada por cada um deles, para a criação da recomendação pedagógica e sua respectiva explicação.

Foram criados 2 tipos de recomendação: (1) uma recomendação personalizada para as demandas do estudante, contendo uma explicação, que descreve o motivo de o estudante ter

recebido tal recomendação; e (2) uma recomendação personalizada para as demandas da turma, contendo uma explicação, que descreve o motivo de o estudante ter recebido tal recomendação.

A partir do modelo do aluno, utilizamos uma abordagem baseada em recomendações, onde foi elaborado o *survey* que continha um cenário descrevendo uma situação prevista de acordo com as interações de um estudante escolhido aleatoriamente, dentre os que realizaram o curso de Introdução à Computação, e apresentava duas recomendações.

- **A primeira recomendação, baseada no desempenho individual do estudante**, sendo ela: *“Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo. Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça as questões, pois você respondeu todas as 20 questões, mas só acertou 7 questões.”*
- **Segunda recomendação oferecida, baseada no desempenho da sua turma.**
“Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo. Seus colegas da sua turma acessaram todos os recursos, responderam todas as 20 questões, acertando mais de 60% delas. Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça todas as questões, assim como fizeram seus colegas de turma.”

Dessa forma, para cada recomendação oferecida foram feitas algumas perguntas e afirmações, para que pudéssemos coletar as opiniões dos estudantes que participaram do *survey*. As perguntas foram criadas com base na pesquisa de Ribeiro (2019) e adaptadas para o contexto

desta pesquisa. Para criação de algumas outras perguntas, avaliamos quais respostas seriam necessárias para o alcance do objetivo do trabalho e diante disso, as perguntas foram elaboradas.

(1) As recomendações recebidas são confiáveis?

Esta pergunta tem o objetivo de avaliar se as duas recomendações apresentadas são recomendações confiáveis, nessa pergunta o estudante poderia responder somente uma das opções (sim ou não).

(2) As explicações das recomendações recebidas são confiáveis?

Esta pergunta tem o objetivo de avaliar se as duas explicações apresentadas são explicações confiáveis, nessa pergunta o estudante poderia responder somente uma das opções (sim ou não).

(3) Qual das recomendações está mais apropriada/coerente (atuam no problema pedagógico descrito)?

Nesta pergunta o participante deveria escolher qual das duas recomendações está mais coerente com o problema pedagógico descrito no contexto do *survey*. O participante poderia responder somente uma das opções apresentadas (Recomendação 1, Recomendação 2 ou Ambas estão apropriadas/coerentes).

(4) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

Nesta pergunta o aluno deveria justificar a resposta que escolheu na pergunta 3.

(5) O texto das recomendações explica o motivo pelo qual está recebendo tais recomendações.

Esta afirmação visa avaliar se a explicação ajudou o participante a entender o motivo de ter recebido a recomendação.

(6) Eu seguiria essa recomendação.

Esta afirmação visa verificar se o participante seguiria a recomendação oferecida.

(7) Você recebeu a Recomendação 1 (com base no seu desempenho individual) e também recebeu a Recomendação 2 (com base no desempenho da sua turma).

Qual das duas recomendações você escolheria?

Esta pergunta possui o objetivo de avaliar a preferência e proporcionar ao participante a escolha de uma das duas recomendações ou de ambas. O participante deveria escolher se prefere a recomendação 1, a recomendação 2 ou qualquer uma das duas.

(8) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

Nesta pergunta o aluno deveria justificar a resposta que escolheu na pergunta 7.

(9) Qual recomendação inspira mais confiança?

Esta pergunta possui o objetivo de avaliar a confiança e proporcionar ao participante a escolha de qual recomendação ele acredita inspira mais confiança. O participante deveria escolher se inspira mais confiança a recomendação 1, a recomendação 2 ou qualquer uma das duas.

(10) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

Nesta pergunta o aluno deveria justificar a resposta que escolheu na pergunta 9.

(11) Qual das recomendações possui maior qualidade (atua efetivamente no problema do aluno)?

Esta pergunta possui o objetivo de avaliar a qualidade e proporcionar ao participante a escolha de qual recomendação ele acredita possuir maior qualidade, que atua efetivamente no problema pedagógico do aluno descrito. O participante deveria escolher se possui mais qualidade a recomendação 1, a recomendação 2 ou ambas possuem igual qualidade.

(12) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

Nesta pergunta o aluno deveria justificar a resposta que escolheu na pergunta 11.

(13) Qual das recomendações está mais clara (consigo entender o que deve ser feito)?

Esta pergunta visa verificar a clareza das recomendações. O objetivo é que o participante após ler a recomendação saiba o que deve fazer. O participante deveria escolher se possui mais clareza a recomendação 1, a recomendação 2 ou ambas possuem igual clareza.

(14) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

Nesta pergunta o aluno deveria justificar a resposta que escolheu na pergunta 13.

(15) A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.

Esta afirmação visa verificar se a explicação da recomendação inspira o participante a segui-la.

(16) A explicação foi importante para compreender a recomendação.

Esta afirmação visa verificar se a explicação da recomendação foi importante para compreensão da recomendação.

(17) A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.

Esta afirmação visa verificar se a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.

(18) A explicação agrega confiança à recomendação.

Esta afirmação visa verificar se a explicação agrega confiança para a recomendação.

(19) As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.

Esta afirmação visa verificar se as recomendações ajudariam na identificação do que se deve fazer para melhorar o desempenho pedagógico.

(20) A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.

Esta afirmação visa verificar se a recomendação escolhida tornaria o estudo de um aluno mais focado ou guiado.

(21) Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).

Esta afirmação visa verificar se o participante gostaria de receber recomendações pedagógicas de aprendizagem e estudo no seu dia a dia.

(22) Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.

Esta afirmação visa verificar se o participante utilizaria as recomendações, caso elas estivessem disponíveis.

O *survey* foi disponibilizado online para uma lista de estudantes para que pudessem respondê-lo e continha as seguintes informações:

- Breve descrição do objetivo do experimento, período de disponibilidade e tempo estimado para o preenchimento;
- Termo de Consentimento Livre e Esclarecido – TCLE (para que os participantes pudessem confirmar e aceitar os termos de participação);
- Dados pessoais dos participantes (nome, e-mail, gênero, data de nascimento, grau de escolaridade, nível de conhecimento no uso de tecnologias/sistemas/computadores, se já participou de cursos online, a quantidade de cursos online que participou, se os cursos enviavam dicas/recomendações/sugestões de conteúdos de atividades via e-mail ou no

AVA, como as dicas/recomendações/sugestões de conteúdos de atividades eram enviadas para o participante);

- Conceitos básicos sobre desempenho pedagógico, desempenho de interação, recomendação, explicação, transparência, percentual de desempenho pedagógico e de interação;
- Contextualização de um caso, cujo coeficiente pedagógico e/ou interativo esteja baixo, sendo escolhidos de forma aleatória do modelo do aluno;
- Breve descrição do cenário exposto no contexto inicial com as duas recomendações e instruções para preenchimento das respostas.

5.1.3 Participantes

Existem dois tipos de participantes, os participantes do curso e os participantes do *survey*. Os participantes do curso foram os estudantes dos cursos de Graduação em Engenharia Ambiental e Sanitária, Engenharia Química e Química (bacharelado), da Universidade Federal de Alagoas, que cursaram a disciplina de Introdução à Computação (ensino superior) no período 2020.1. Esses estudantes aceitaram participar do experimento de forma voluntária.

Para participação no *survey*, utilizamos dois critérios de seleção, pessoas com idade acima de 18 anos e qualquer pessoa que já estivesse realizado um curso em alguma plataforma online de ensino. Esses participantes receberam um link do Google Formulários com o *survey*, por e-mail e pela rede social WhatsApp.

A amostra utilizada para validar a pesquisa foi composta por estudantes da Universidade Federal de Alagoas, do Instituto Federal de Alagoas e de algumas outras instituições de ensino, das quais foram contabilizadas inicialmente 55 participações. Ao analisar os dados obtidos no *survey*, foi verificado que entre os 55 participantes 3 eram menores de idade, portanto não foram considerados para a análise dos dados, ficando no total 52 participantes. Dentre os 52 participantes da pesquisa verificamos que 10 nunca haviam participado de cursos online, portanto foram desconsiderados, restando assim no total 42 participantes para a análise dos dados.

5.2. Análise e coleta de dados

Conforme informado acima, foram elaboradas 2 (duas) recomendações com explicação, com base no modelo do aluno contextualizado abaixo.

Uma turma realizou um Curso de Introdução à Computação, contendo 6 (seis) módulos, que oferecem diversos recursos (vídeos, textos e questões) como forma de auxiliar na aprendizagem. Observou-se (através de uma planilha gerada pelo sistema) que 50% dos estudantes da turma obtiveram um bom desempenho nos assuntos: Introdução e Histórico, Arquitetura de Computador, do módulo I. Porém o aluno 25 não obteve um bom desempenho pedagógico nesses assuntos, obtendo os seguintes índices, Percentual de Desempenho Pedagógico: 35% e Percentual de Desempenho de Interação: 100%, onde o desempenho mínimo, para ambos os coeficientes, é 60%.

Os dados coletados dos participantes do curso foram: identificador do usuário, módulo, assunto, tópico, quantidade de vídeos disponíveis, quantidade de vídeos assistidos, quantidade de textos disponíveis, quantidade de textos acessados e a quantidade total de questões disponíveis, total de questões corretas, total de questões erradas, total de questões não respondidas, total de interações disponíveis, total de interações feitas, desempenho pedagógico por tópico, desempenho auto avaliativo, desempenho interativo por tópico, desempenho pedagógico por módulo, desempenho interativo por módulo. Esses dados, o tipo de dado e os possíveis valores que podem assumir estão listados na Tabela 3.

Tabela 3: Variáveis, tipos e possíveis valores

Variável	Descrição	Tipo de dado	Fatores (possíveis valores)
idUsuario	Número único que identifica o usuário	Inteiro	de 1 a infinito
idModulo	Número único que identifica o módulo	Inteiro	de 1 a infinito
idAssunto	Número único que identifica o assunto	Inteiro	de 1 a infinito
idTopico	Número único que identifica o tópico	Inteiro	de 1 a infinito
qtdVideoDisp	Número que mostra o total de vídeos disponíveis	Inteiro	de 1 a infinito
qtdVideoAss	Número que mostra o total de vídeos assistidos	Inteiro	de 1 a infinito
qtdTextDisp	Número que mostra o total de textos disponíveis	Inteiro	de 1 a infinito
qtdTextAcessado	Número que mostra o total de textos lidos	Inteiro	de 1 a infinito
qtdQuestoesDisp	Número que mostra o total de questões disponíveis	Inteiro	de 1 a infinito
qtdQuestoesAcertadas	Número que mostra o total de questões acertadas	Inteiro	de 1 a infinito
qtdQuestoesErradas	Número que mostra o total de questões erradas	Inteiro	de 1 a infinito
qtdQuestoesNaoRespondidas	Número que mostra o total de questões não respondidas	Inteiro	de 1 a infinito
totalDeInteracoesDisp	Número que mostra o total de interações disponíveis	Inteiro	de 1 a infinito
totalDeInteracoesFeitas	Número que mostra o total de interações feitas	Inteiro	de 1 a infinito
desempenhoAvaliativo	Número que mostra a opinião do usuário sobre a recomendação	Inteiro	-1; 0; 1 (vazio)
desempenhoPedagogicoTopico	Número que mostra o desempenho pedagógico por tópico	Decimal	de 1% a 100%
desempenhoPedagogicoModulo	Número que mostra o desempenho pedagógico por módulo	Decimal	de 1% a 100%
desempenhoInterativoTopico	Número que mostra o desempenho interativo por tópico	Decimal	de 1% a 100%
desempenhoInterativoModulo	Número que mostra o desempenho interativo por módulo	Decimal	de 1% a 100%

Fonte: o autor (2021).

Para analisar os dados da pesquisa, avaliamos a normalidade dos dados, aplicando o teste de hipótese de *Shapiro Wilk*. Os testes de hipóteses dividem-se em paramétricos e não paramétricos. Quando as hipóteses são formuladas sobre os parâmetros da população, o teste de hipótese é chamado paramétrico. Nos testes não paramétricos, as hipóteses são formuladas sobre características qualitativas da população. Os métodos paramétricos são aplicados para dados quantitativos e exigem suposições fortes para sua validação, entre eles que a amostra deve ser retirada de populações com determinada distribuição, geralmente a normal (FÁVERO; BELFIORE, 2017).

Para verificar a normalidade univariada dos dados, os testes mais utilizados são os de Kolmogorov-Smirnov, de Shapiro-Wilk e de Shapiro-Francia. O objetivo do Kolmogorov-Smirnov (K-S) é testar se os valores amostrais são oriundos de uma população com suposta distribuição teórica ou esperada, neste caso a distribuição normal. Além disso, o K-S para pequenas amostras perde potência, de modo que deve ser utilizado em amostras grandes ($n \geq 30$). A estatística do teste é o ponto de maior diferença (em valor absoluto) entre as duas distribuições. Para utilização do teste de K-S, a média e o desvio-padrão da população devem ser conhecidos. Nesta pesquisa a média e o desvio-padrão da população não eram conhecidos, portanto esse teste não foi utilizado. O teste de Shapiro-Wilk (S-W) pode ser aplicado para amostras de tamanho $4 \leq n \leq 2.000$, sendo uma alternativa ao teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov (K-S) no caso de pequenas amostras ($n < 30$) (FÁVERO; BELFIORE, 2017). Como a quantidade de amostra desta pesquisa é pequena o S-W foi o teste mais adequado.

Já como o teste Shapiro-Wilk e Shapiro-Francia (S-F) têm a mesma forma, sendo diferentes apenas na definição dos coeficientes (FÁVERO; BELFIORE, 2017), foi dada preferência ao S-W pela sua adequação a amostras pequenas. O teste de Shapiro-Francia pode ser aplicado para amostras de tamanho $5 \leq n \leq 5.000$, sendo similar ao teste de Shapiro-Wilk para grandes amostras (FÁVERO; BELFIORE, 2017).

5.2.1 Teste de normalidade por afirmação

Para verificar a natureza dos dados (paramétricos ou não-paramétricos), utilizamos o Stata⁸, para aplicarmos o teste de normalidade de *Shapiro-Wilk* (Tabela 4). Os resultados dos testes mostram que os dados são oriundos de uma população de dados não paramétricos.

Tabela 4: Teste de Normalidade Shapiro Wilk

Afirmiação 1: A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	W = 0,83978 p-valor = 0,00004
Afirmiação 2: A explicação foi importante para compreender a recomendação.	W = 0,76981 p-valor = 0,00000
Afirmiação 3: A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	W = 0,72706 p-valor = 0,00000
Afirmiação 4: A explicação agrega confiança à recomendação.	W = 0,78309 p-valor = 0,00000
Afirmiação 5: As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	W = 0,67403 p-valor = 0,00000
Afirmiação 6: A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	W = 0,74035 p-valor = 0,00000
Afirmiação 7: Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	W = 0,79385 p-valor = 0,00000
Afirmiação 8: Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	W = 0,72817 p-valor = 0,00000

Fonte: o autor (2021).

Em seguida, realizamos um teste estatístico para verificar nossa hipótese (há diferença na confiança expressa pelos estudantes nas recomendações, quando avaliada a origem da explicação, se a explicação é oriunda da interação e do desempenho da turma ou oriunda da

⁸ O Stata é um software estatístico para ciência de dados (<https://www.stata.com/>).

interação do próprio estudante) através do teste *Kruskal-Wallis*. Com o objetivo de identificar diferenças, com relevância estatística, na percepção de confiança dos estudantes em relação às recomendações analisadas. Com isso, observamos quais foram os posicionamentos dos estudantes participantes e obtivemos conclusões quanto a hipótese investigada.

A escolha do teste considerou a natureza não paramétrica dos dados e o fato de termos mais de dois grupos para comparar.

5.2.2 Análise descritiva das afirmações

Visando os objetivos da pesquisa, foram feitas comparações referindo-se a mesma afirmação, para que pudéssemos avaliar cada afirmação individualmente. As comparações foram realizadas entre os três cenários (recomendação baseada no desempenho e interação individual, recomendação baseada no desempenho e interação da turma e ambas as recomendações ou indiferente).

Diante da **Afirmação 1** “A explicação inspira o participante a seguir a recomendação” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 5: Análise descritiva das respostas da Afirmação 1

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,4	4	0,6
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	3	5	4,6	5	0,9

Fonte: o autor (2021).

Para avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 6: p-valor Afirmação 1

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 1: A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	6,060	0,0483

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à primeira afirmação, onde a afirmativa diz que: “A explicação inspira o participante a seguir a recomendação”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 5, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 1, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 1 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que a explicação inspira o participante a seguir a recomendação neste cenário.

Diante da **Afirmação 2** “A explicação foi importante para compreender a recomendação” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 7: Análise descritiva das respostas da Afirmação 2

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,5	5	0,7
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	5	5	5	5	0

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 8: p-valor Afirmação 2

Afirmação	X ²	p-valor
Afirmação 2: A explicação foi importante para compreender a recomendação.	9,836	0,0073

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à segunda afirmação, onde a afirmativa diz que: “A explicação foi importante para compreender a recomendação”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 7, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 2, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 2 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que a explicação foi importante para compreender a recomendação neste cenário.

Diante da **Afirmação 3** “A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 9: Análise descritiva das respostas da Afirmação 3

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,7	5	0,6
2	2	5	3,2	3	1,2
3	3	5	4,6	5	0,9

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 10: p-valor Afirmação 3

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 3: A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	12,617	0,0018

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à terceira afirmação, onde a afirmativa diz que: “A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 9, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 3, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 3 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação, para este cenário.

Diante da **Afirmação 4** “A explicação agrega confiança à recomendação” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 11: Análise descritiva das respostas da Afirmação 4

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,5	5	0,6
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	3	5	4,6	5	0,9

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 12: p-valor Afirmação 4

Afirmação	X ²	p-valor
Afirmação 4: A explicação agrega confiança à recomendação.	7,317	0,0258

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à quarta afirmação, onde a afirmativa diz que: “A explicação agrega confiança à recomendação”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 11, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 4, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 4 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que a explicação agrega confiança à recomendação, neste cenário.

Diante da **Afirmação 5** “As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 13: Análise descritiva das respostas da Afirmação 5

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	1	5	4,5	5	0,8
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	4	5	4,8	5	0,4

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 14: p-valor Afirmação 5

Afirmação	X ²	p-valor
Afirmação 5: As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	8,320	0,0156

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à quinta afirmação, onde a afirmativa diz que: “As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 13, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 5, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 5 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que as recomendações ajudariam os estudantes a identificar o que fazer para melhorar o desempenho para este cenário.

Diante da **Afirmação 6** “A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 15: Análise descritiva das respostas da Afirmação 6

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	1	5	4,4	5	0,9
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	4	5	4,8	5	0,4

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 16: p-valor Afirmação 6

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 6: A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	6,996	0,0303

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à sexta afirmação, onde a afirmativa diz que: “A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 15, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 6, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 6 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que a recomendação tornaria o estudo mais focado ou guiado), para este cenário.

Diante da **Afirmação 7** “Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo)” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 17: Análise descritiva das respostas da Afirmação 7

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,5	5	0,7
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	4	5	4,8	5	0,4

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 18: p-valor Afirmação 7

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 7: Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	7,769	0,0206

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à sétima afirmação, onde a afirmativa diz que: “Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo)”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 17, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 7, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 7 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que o estudante gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia para aprendizagem ou estudo), para este cenário.

Diante da **Afirmação 8** “Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis” e os dados obtidos com base nos 3 cenários existentes, foram listadas as seguintes informações (mínimo, máximo, média, mediana e desvio padrão) referentes a esta afirmação.

Tabela 19: Análise descritiva das respostas da Afirmação 8

Cenários	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio Padrão
1	3	5	4,6	5	0,6
2	2	5	3,3	3,5	1,2
3	4	5	4,8	5	0,4

Fonte: o autor (2021).

Visando avaliar a significância estatística utilizamos o teste de *Kruskal-Wallis*, para comparar a mesma afirmação dentre os 3 cenários que foram disponibilizados.

Tabela 20: p-valor Afirmação 8

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 8: Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	7,769	0,0206

Fonte: o autor (2021).

O resultado do p-valor referente à sétima afirmação, onde a afirmativa diz que: “Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis”, sugere que há uma diferença significativa entre os três cenários, o que podemos ver também na média e na mediana, conforme apresentado na Tabela 19, onde os valores são menores no cenário 2.

Para a afirmação 8, a média do cenário 3 foi maior, porém o cenário 3 refere-se aos dois tipos de recomendações sem distinção ou indiferente, como não houve separação do tipo da recomendação no cenário 3 não foi possível realizar a comparação da análise descritiva entre as opções disponíveis. Porém essa comparação é possível entre o cenário 1 e 2, onde a média dos estudantes para a afirmação 8 é maior para o cenário 1. Portanto, existem evidências que o estudante utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis para este cenário.

5.2.3 Teste de Kruskal-Wallis por afirmação

O teste Kruskal Wallis é um teste não paramétrico (não assume distribuição normal) que compara amostras independentes, identificando se existe diferença de médias entre as amostras. Ele é usado para determinar se há ou não uma diferença estatisticamente significativa entre as medianas de três ou mais grupos independentes. (MCKIGHT; NAJAB, 2010). A escolha do teste Kruskal-Wallis, considerou a natureza não paramétrica dos dados e o fato de termos mais de dois grupos para comparar.

Tabela 21: Teste Kruskal-Wallis

Afirmação	X²	p-valor
Afirmação 1: A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	6,060	0,0483

Afirmção 2: A explicação foi importante para compreender a recomendação.	9,836	0,0073
Afirmção 3: A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	12,617	0,0018
Afirmção 4: A explicação agrega confiança à recomendação.	7,317	0,0258
Afirmção 5: As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	8,320	0,0156
Afirmção 6: A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	6,996	0,0303
Afirmção 7: Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	7,769	0,0206
Afirmção 8: Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	8,456	0,0146

Fonte: o autor (2021).

Como a variável é medida em escala ordinal, o teste apropriado para testar se as três amostras independentes foram extraídas da mesma população é o teste de Kruskal-Wallis. O nível de significância a ser considerado é de 10%. A região crítica da distribuição Qui-quadrado (Anexo 1), considerando $\alpha = 10\%$ e $v = k - 1 = 2$ graus de liberdade é de 4,605. Portanto o nosso VALOR_DE_REFERÊNCIA é 4,605. Como o valor calculado para cada uma das afirmações é maior que a região crítica (ou seja, o VALOR_DE_REFERÊNCIA), isto é, $X^2 > 4,605$, a hipótese nula é rejeitada, concluindo que há diferença entre os cenários. A probabilidade associada ao VALOR_DE_REFERÊNCIA < (6,060; 9,836; 12,617; 7,317; 8,320; 6,996; 7,769; 8,456.) e a estatística é menor do que 0,05 (p-valor < 0,05). Como $p < \alpha$, rejeita-se H_0 .

Os resultados do teste estatístico mostram que o p-valor, nas 8 (oito) afirmações, são menores que 0,05. Portanto podemos rejeitar a hipótese nula e concluir que as respostas são

estatisticamente distintas para os três cenários (recomendação 1, recomendação 2 e ambas as recomendações). Portanto, existem evidências que os estudantes online de nível superior preferem as recomendações explicadas personalizadas com base em suas interações e no seu desempenho pedagógico

No capítulo 6 estão listados os resultados obtidos.

6. Resultados e discussões

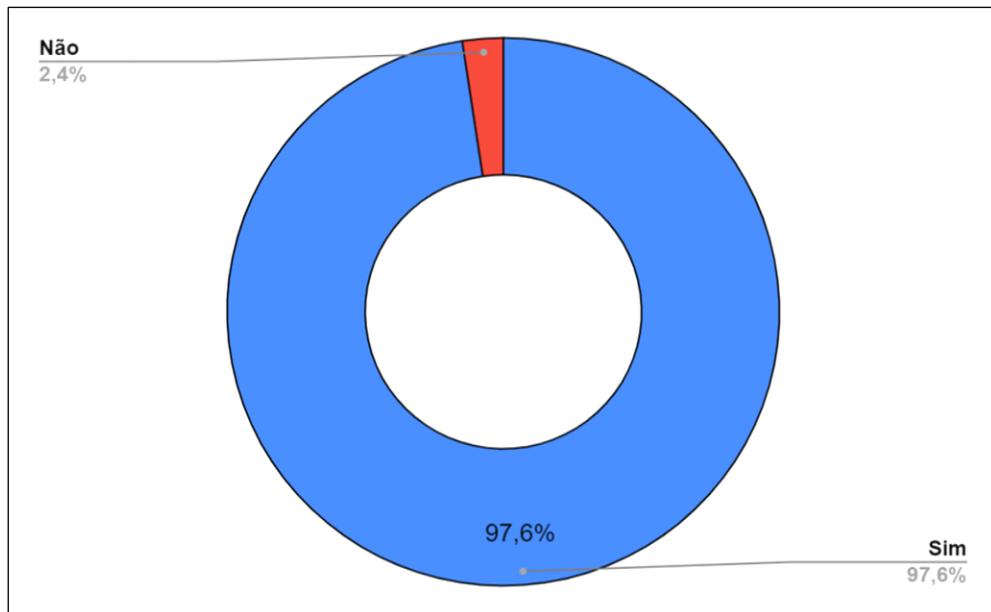
Analisando os dados obtidos no *survey*, dos 42 participantes que atendiam aos requisitos para o experimento, podemos observar que em relação ao gênero dos participantes, 54,8% são do gênero masculino e 45,2% do gênero feminino. 26,2% dos participantes possuem ensino médio, 31% possuem graduação, 23,8% possuem especialização e 19% possuem mestrado. Quanto ao nível de conhecimento em relação ao uso de tecnologias, sistemas e computadores, 66,7% informaram ter um conhecimento moderado, 21,4% avançado e 11,9% baixo.

Quanto a participação em cursos online, 100% dos participantes selecionados informaram que já participaram de algum curso online, dos quais 47,6% realizaram 1 a 5 cursos online, 23,8% acima de 15 cursos online, 21,4% 6 a 10 cursos online e 7,1% afirmaram terem realizado de 11 a 15 cursos online. Entre os cursos online realizados pelos participantes, 71,4% afirmaram que alguns dos cursos enviavam dicas e/ou recomendações e/ou sugestões de conteúdos ou de atividades via e-mail ou diretamente pelo AVA, enquanto 23,8% afirmaram que todos os cursos enviavam dicas e/ou recomendações e/ou sugestões de conteúdos ou de atividades via e-mail ou AVA e 4,8% afirmaram que não receberam.

Os gráficos abaixo ilustram os resultados obtidos das respostas fornecidas pelos participantes referentes às duas recomendações (Recomendação 1 - baseada no desempenho individual do estudante; Recomendação 2 - baseada no desempenho da turma) que lhes foram apresentadas.

A primeira pergunta que os participantes da pesquisa responderam estava relacionada com a confiança nas recomendações recebidas. Concluímos através das respostas dos participantes que as recomendações (recomendação 1 e a recomendação 2) são confiáveis, o que é um resultado positivo e esperado, pois as recomendações foram criadas seguindo a estrutura do modelo de geração da recomendação e o modelo do estudante (interações e desempenho de cada estudante). Os resultados foram os seguintes: 97,6% dos participantes afirmaram que sim (confiam na recomendação) e apenas 2,4% afirmaram que não (não confiam na recomendação), conforme apresentado na Figura 13.

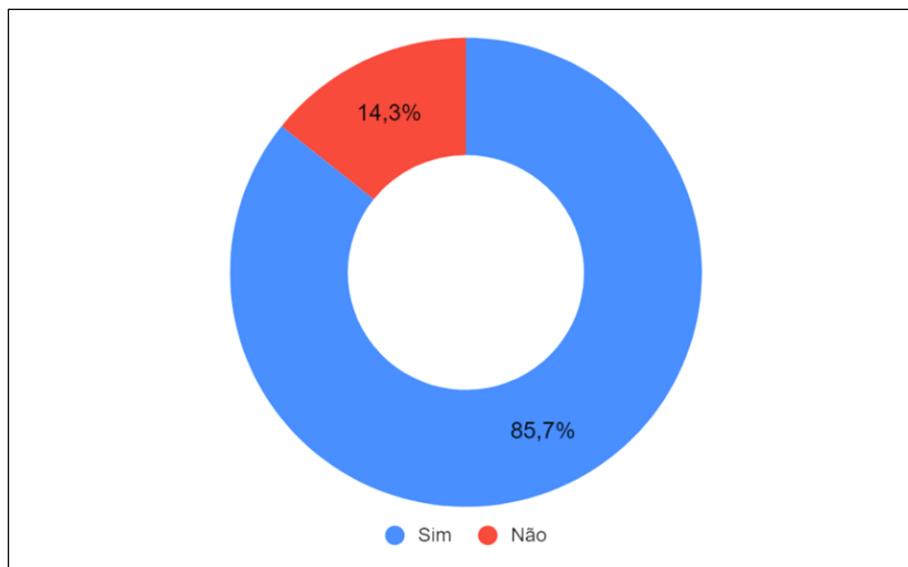
Figura 13: Confiança na Recomendação



Fonte: o autor (2021).

Perguntamos também aos participantes se as explicações das recomendações recebidas (recomendação 1 e a recomendação 2) eram confiáveis. Da mesma forma como as recomendações foram criadas, seguindo a estrutura do modelo de geração da recomendação e o modelo do estudante (interações e desempenho de cada estudante), obtivemos um resultado positivo e esperado, os participantes confiam nas explicações das recomendações recebidas. 85,7% dos participantes afirmaram que sim (confiam na explicação da recomendação), enquanto 14,3% afirmaram que não (não confiam na explicação da recomendação), conforme apresentado na Figura 14.

Figura 14: Confiança na Explicação

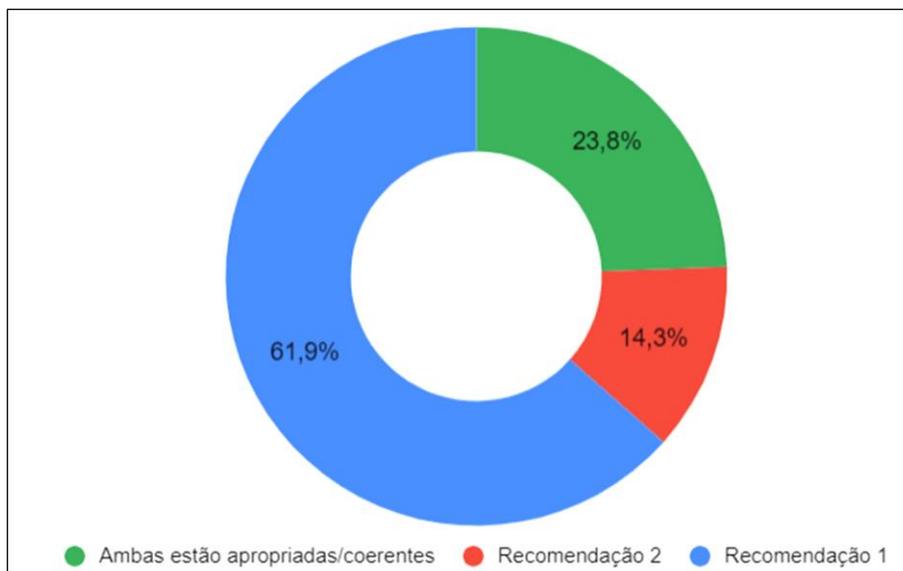


Fonte: o autor (2021).

Os estudantes foram solicitados a escolher e justificar sua escolha, sobre qual das duas recomendações apresentadas, estaria mais coerente (apropriada) atuando no problema pedagógico descrito para o Aluno 25, conforme apresentado na Figura 15. 61,9% dos participantes apontaram a recomendação 1 como a mais coerente e justificaram a escolha indicando que escolheram tal recomendação, por ela ter foco no desempenho individual do aluno. O resultado apresentado demonstra, dentro do contexto desta pesquisa, que os estudantes acreditam ser mais coerentes, recomendações individualizadas, com base nas interações e desempenho individual de cada estudante.

A recomendação 2 foi escolhida por 14,3% dos participantes, que justificaram a escolha indicando que comparar o aluno com a turma pode levá-lo a perceber como está o seu desempenho em relação a ela, de forma a impulsioná-lo a se dedicar mais nos estudos. 23,8% dos participantes afirmaram que ambas as recomendações estavam coerentes em relação ao problema pedagógico apresentado pelo Aluno 25, e justificaram suas escolhas apontando que ambas as recomendações apresentam informações que auxiliam o Aluno 25. O resultado apresentado para ambas as recomendações é satisfatório, pois sugere que a recomendação 1 e a recomendação estão coerentes e atuam no problema pedagógico de cada estudante.

Figura 15: Recomendação Coerente com o Problema Pedagógico

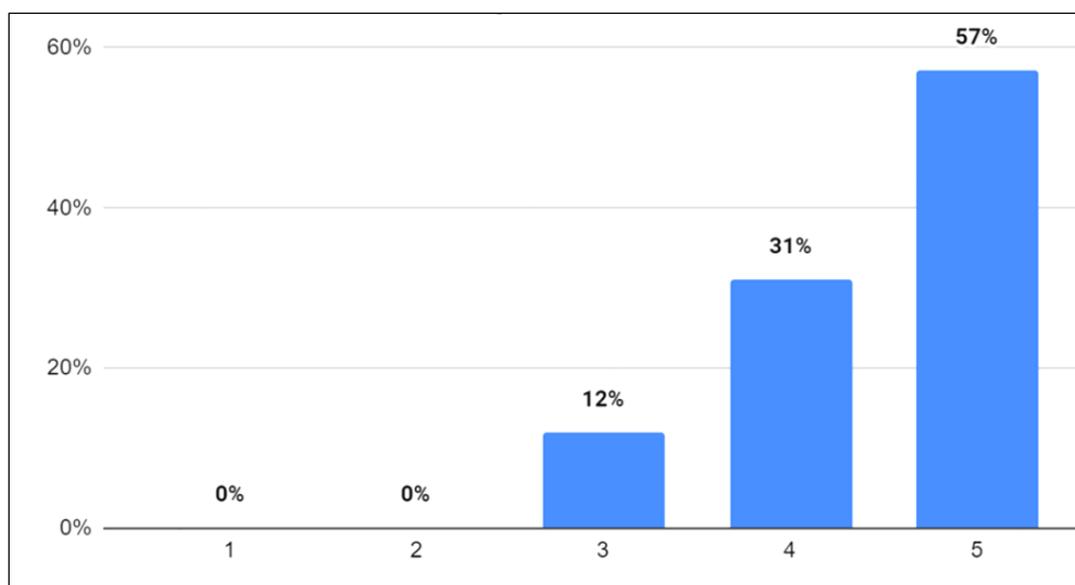


Fonte: o autor (2021).

Perguntamos também aos participantes da pesquisa qual a percepção deles em relação ao texto das recomendações, se ele explica o motivo pelo qual o Aluno 25 está recebendo tais recomendações. Para a resposta dessa pergunta, foi utilizada uma escala baseada na escala *likert*, obedecendo as descrições: discordo completamente (1), discordo (2), não concordo nem discordo (3), concordo (4) e concordo completamente (5).

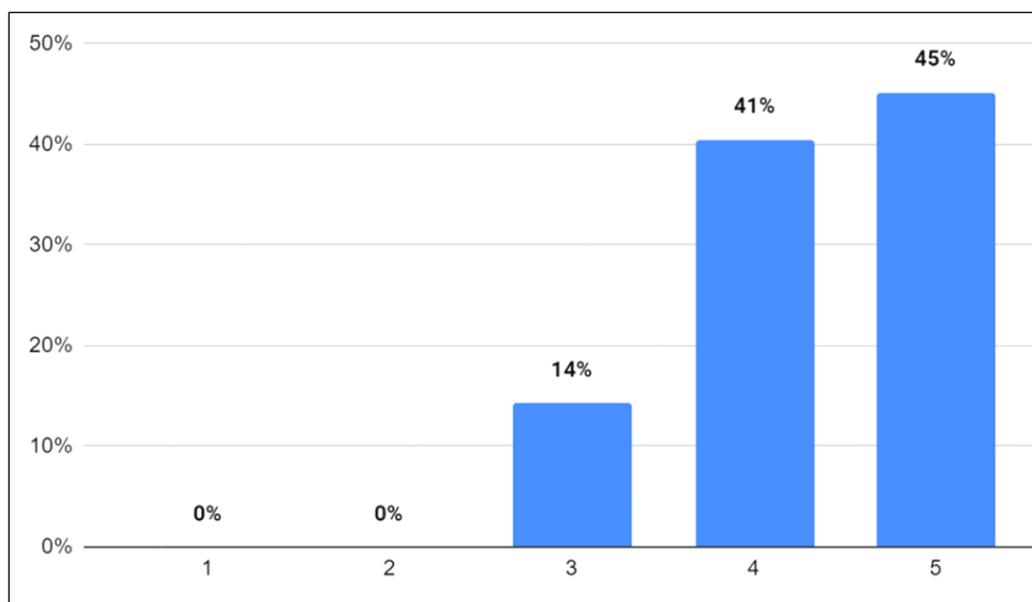
A partir disso, obtivemos os seguintes resultados, 57% dos participantes afirmaram que concordam completamente, 31% afirmaram que concordam e 12% afirmaram que não concordam e nem discordam, conforme apresentado na Figura 16. O que podemos concluir que 88% dos participantes concordam que o texto da recomendação explica o motivo pelo qual o Aluno 25 está recebendo as recomendações. O resultado apresentado sugere que o texto possui uma recomendação com uma explicação do motivo pelo qual o estudante está recebendo a recomendação, o que podemos perceber a importância que é para cada estudante saber o motivo de estar recebendo recomendações.

Figura 16: O texto da recomendação explica o motivo pelo qual está recebendo as recomendações



Fonte: o autor (2021).

Perguntamos também aos participantes, se caso as recomendações fossem apresentadas para eles, se eles seguiriam tais recomendações. Para a resposta dessa pergunta, foi utilizada uma escala baseada na escala *likert*, obedecendo as descrições: discordo completamente (1), discordo (2), não concordo nem discordo (3), concordo (4) e concordo completamente (5). Dessa forma, obtivemos os seguintes resultados, 45% dos participantes afirmaram que concordam completamente, 41% que concordam e 14% que não concordam e nem discordam, conforme apresentado na Figura 17. O que podemos concluir que 86% dos participantes seguiriam as recomendações apresentadas. O resultado apresentado é expressivo e positivo, sendo importante para justificar a confiança nas recomendações pedagógicas.

Figura 17: Você seguiria as recomendações

Fonte: o autor (2021).

Diante disso, para análise da percepção dos participantes em relação às recomendações pedagógicas, algumas características importantes foram analisadas neste trabalho, como a preferência, confiança, qualidade e clareza das recomendações. Assim, os estudantes foram solicitados a responder perguntas sobre as 4 (quatro) características e justificar a escolha de cada uma das respostas, conforme Tabela 22.

O primeiro questionamento foi sobre a preferência, perguntamos aos participantes se caso eles recebessem as recomendações 1 e 2, qual delas eles escolheriam e solicitamos que justificassem cada uma das respostas. As opções para as respostas eram: (1) Recomendação 1, (2) Recomendação 2 ou (3) Qualquer uma das duas. Dessa forma, obtivemos dados relevantes, em que 74% dos estudantes afirmaram preferir a recomendação 1 e justificaram a preferência afirmando que a recomendação 1 ajudaria no aumento do desempenho acadêmico dos estudantes por ser uma recomendação personalizada e individualizada para cada aluno, como também, que a comparação com a turma poderia levar o aluno a ter problemas de baixa autoestima.

14% dos participantes afirmaram preferir a recomendação 2 e justificaram a preferência afirmando que a recomendação 2 está mais completa e que uma comparação com a turma poderia gerar mais interesse em melhorar o desempenho individual de cada aluno. No entanto,

12% são indiferentes quanto a preferência da recomendação, isto é, preferem qualquer uma das duas recomendações e justificaram a escolha afirmando que a explicação é diferente (desempenho individual/da turma), mas como o problema pedagógico é o mesmo (baixo desempenho) e a solução recomendada é a mesma (acessar novamente os conteúdos), então escolheria qualquer uma das duas recomendações.

O segundo questionamento foi sobre a confiança, perguntamos aos participantes qual recomendação inspira mais confiança e solicitamos que justificassem suas respostas. As opções para as respostas eram: (1) Recomendação 1, (2) Recomendação 2 ou (3) Qualquer uma das duas.

Desse modo, alcançamos os seguintes resultados, 62% afirmaram confiar mais na recomendação 1 e justificaram a preferência afirmando que a recomendação 1 inspira confiança e precisão, relatando ao aluno sua situação no curso e fazendo com que ele se interesse em reorganizá-la, como também, parece ser mais adequada do ponto de vista pedagógico.

21% dos participantes afirmaram confiar mais na recomendação 2 e justificaram a resposta afirmando que a recomendação 2 comprova que caso o aluno siga as recomendações terá um rendimento maior e conseguirá melhorar seu desempenho da mesma forma que sua turma conseguiu. Todavia, 17% são indiferentes quanto a confiança na recomendação, isto é, confiam nas duas recomendações, justificando sua escolha afirmando que ambas as recomendações são confiáveis e possuem uma boa explicação.

O terceiro questionamento foi referente à qualidade da recomendação, perguntamos aos participantes qual das recomendações possui maior qualidade, atua efetivamente no problema pedagógico do aluno, também foi solicitado que as respostas fossem justificadas. As opções para as respostas eram: (1) Recomendação 1, (2) Recomendação 2 ou (3) Ambas possuem igual qualidade.

Por conseguinte, alcançamos os seguintes resultados, 60% afirmaram que a recomendação 1 possui maior qualidade e justificaram as respostas, enfatizando que a recomendação 1 possui o objetivo de resolver o problema pedagógico do aluno, direcionando o aluno a melhorar o seu desempenho. 14% dos participantes afirmaram confiar mais na recomendação 2 e justificaram a resposta informando que a recomendação 2 possui mais detalhes e uma melhor explicação. Entretanto, 26% dos estudantes são indiferentes quanto a confiança na recomendação, isto é, acreditam que ambas as recomendações possuem igual qualidade e atuam efetivamente no problema pedagógico do aluno.

O quarto questionamento refere-se a clareza da recomendação, perguntamos aos participantes qual das recomendações está mais clara, o aluno consegue entender o que deve ser feito, solicitamos também que as respostas fossem justificadas. As opções para as respostas eram: (1) Recomendação 1, (2) Recomendação 2 ou (3) Ambas possuem igual clareza.

Logo, conseguimos os seguintes resultados, 33% dos estudantes afirmaram que a recomendação 1 possui maior clareza e justificaram as respostas, garantindo que a recomendação 1 é mais objetiva e detalhada. 12% dos participantes afirmaram que recomendação 2 possui maior clareza e justificaram a resposta informando que ela possui uma melhor explicação. Contudo, 55% dos estudantes afirmaram que ambas as recomendações possuem igual clareza com explicações claras, objetivas, precisas e de fácil entendimento.

Podemos concluir que quanto a preferência, confiança e qualidade, os estudantes escolhem a recomendação 1 (baseada no desempenho individual) e quanto a clareza os estudantes preferem ambas as recomendações, o que é um bom resultado e demonstra, no contexto desta pesquisa, que ambas as recomendações estão claras.

Tabela 22: Tabela comparativa (Recomendação x características)

	Recomendação 1 (baseada no desempenho individual)	Recomendação 2 (baseada no desempenho da turma)	Indiferente (Ambas as recomendações)
PREFERÊNCIA	74%	14%	12%
CONFIANÇA	62%	21%	17%
QUALIDADE	60%	14%	26%
CLAREZA	33%	12%	55%

Fonte: o autor (2021).

As tabelas abaixo ilustram os resultados obtidos das respostas fornecidas pelos participantes referentes a cada cenário (cenário 1 - recomendações baseadas no desempenho individual do estudante; cenário 2 - recomendação baseada no desempenho da turma; cenário 3 - ambas as recomendações) que lhes foram apresentados, onde para cada resposta, foi utilizado uma escala baseada na escala *likert*, obedecendo as descrições: discordo completamente (1), discordo (2), não concordo nem discordo (3), concordo (4) e concordo completamente (5). A tabela 23 mostra os dados referente ao primeiro cenário (Recomendação 1), recomendação baseada no desempenho individual.

Tabela 23: Resultados Cenário 1 (Recomendação 1)

#	Afirmações	1	2	3	4	5
1	A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	0%	0%	7%	48%	45%
2	A explicação foi importante para compreender a recomendação.	0%	0%	10%	29%	61%
3	A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	0%	0%	6%	13%	81%
4	A explicação agrega confiança à recomendação.	0%	0%	7%	32%	61%
5	As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	3%	0%	3%	26%	68%
6	A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	3%	0%	7%	32%	58%
7	Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	0%	0%	13%	23%	64%
8	Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	0%	0%	3%	36%	61%

Fonte: o autor (2021).

Diante das afirmações na tabela 23, destacamos os seguintes dados:

- 93% dos participantes “concordam completamente ou concordam” que: “a explicação inspira o participante a seguir a recomendação” e somente 7% “não concordam nem discordam”, ou seja, a grande maioria dos participantes concordam com a afirmação.
- Outro dado bastante relevante é o percentual de participantes que concordam que “a explicação foi importante para compreender a recomendação”, onde podemos considerar 90% de concordância.
- Uma informação que chama atenção é o percentual de 81% para participantes que “concordam completamente” com a afirmação “a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação”, onde pode-se considerar uma aceitação de 94%.
- Em complemento a afirmação anterior, 93% dos participantes concordam que “a explicação agrega confiança à recomendação”.
- 94% dos participantes afirmam que as recomendações o ajudariam a identificar o que fazer para melhorar o seu desempenho e 90% concordam que a recomendação escolhida tornaria o seu estudo mais focado/guiado.
- 87% gostariam de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo) e 97% utilizariam as recomendações se elas estivessem disponíveis.

A tabela 24 mostra os dados referente ao segundo cenário (Recomendação 2) recomendação baseada no desempenho da turma.

Tabela 24: Resultados Cenário 2 (Recomendação 2)

#	Afirmações	1	2	3	4	5
1	A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	0%	33%	17%	33%	17%
2	A explicação foi importante para compreender a recomendação.	0%	33%	17%	33%	17%
3	A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	0%	33%	33%	17%	17%
4	A explicação agrega confiança à recomendação	0%	33%	17%	33%	17%

5	As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	0%	33%	17%	33%	17%
6	A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	0%	33%	17%	33%	17%
7	Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	0%	33%	17%	33%	17%
8	Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	0%	33%	17%	33%	17%

Fonte: o autor (2021).

Com base nos resultados da recomendação 2, a recomendação baseada no desempenho da turma, presentes na tabela 24, pode-se observar:

- 50% dos participantes “concordam completamente ou concordam” que: “a explicação inspira o participante a seguir a recomendação”, no entanto, 33% discordam e 17% “não concordam nem discordam”, ou seja, metade dos participantes concordam com a afirmação.
- 50% dos participantes também concordam que “a explicação foi importante para compreender a recomendação”.
- 34% dos participantes afirmam que “a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação”, entretanto 33% discordam e os outros 33% “não concordam nem discordam”.
- 50% concordam que “a explicação agrega confiança à recomendação”.
- 50% dos participantes afirmam que as recomendações o ajudariam a identificar o que fazer para melhorar o seu desempenho e concordam que a recomendação escolhida tornaria o seu estudo mais focado/guiado.
- O mesmo percentual de participantes (50%), gostariam de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo) e utilizariam as recomendações se elas estivessem disponíveis.

A tabela 25 mostra os dados referente ao terceiro cenário, ambas as recomendações.

Tabela 25: Resultados Cenário 3 (Ambas as recomendações)

#	Afirmações	1	2	3	4	5
1	A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.	0%	0%	20%	0%	80%
2	A explicação foi importante para compreender a recomendação.	0%	0%	0%	0%	100%
3	A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.	0%	0%	20%	0%	80%
4	A explicação agrega confiança à recomendação	0%	0%	20%	0%	80%
5	As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.	0%	0%	0%	20%	80%
6	A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.	0%	0%	0%	20%	80%
7	Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).	0%	0%	0%	20%	80%
8	Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.	0%	0%	0%	20%	80%

Fonte: o autor (2021).

Com base nos resultados do terceiro cenário, ambas as recomendações, presentes na tabela 25, pode-se observar:

- 80% dos participantes “concordam completamente” que: “a explicação inspira o participante a seguir a recomendação” e somente 20% “não concordam nem discordam”, ou seja, a grande maioria dos participantes concordam com a afirmação.
- Uma informação que chama atenção é o percentual 100% dos participantes que concordam que “a explicação foi importante para compreender a recomendação”.
- 80% dos participantes afirmam que “a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação” e o mesmo percentual concordam que “a explicação agrega confiança à recomendação” e somente 20% “não concordam nem discordam”.

- 80% dos participantes “concordam completamente” e 20% “concordam” que as recomendações o ajudariam a identificar o que fazer para melhorar o seu desempenho e concordam que a recomendação escolhida tornaria o seu estudo mais focado/guiado, onde podemos considerar 100% de concordância para ambas as afirmações.
- 80% dos participantes “concordam completamente” e 20% “concordam” que gostariam de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo) e utilizariam as recomendações se elas estivessem disponíveis, onde podemos considerar 100% de concordância para ambas as afirmações.

Ao comparar os resultados desta pesquisa com o trabalho de Ribeiro (2019), podemos inferir que os resultados são semelhantes, quando abordado o contexto da explicação das recomendações. O trabalho de Ribeiro (2019) afirma que a recomendação explicada é melhor que a recomendação não explicada, enquanto o presente trabalho aponta que a explicação inspira o participante a seguir a recomendação, sendo um fator importante para sua compreensão.

Os resultados apresentados estão alinhados com os trabalhos relacionados, quanto a qualidade das explicações (FRIEDRICH; ZANKER, 2011; HERLOCKER; KONSTAN, 2000), quanto a confiança nas recomendações (TINTAREV; MASTHOFF, 2007; CHEN; PU, 2005) e quanto a preferência das recomendações (TINTAREV; MASTHOFF, 2012; GEDIKLI et al., 2014), o que implica que explicar uma recomendação é um fator importante para a decisão de aceitar uma recomendação, pois a explicação agrega confiança à recomendação. A explicação de uma recomendação é um recurso com baixo custo e de grande benefício, pois explica para um usuário o motivo por qual ele está recebendo tal recomendação, trazendo uma maior confiança e uma maior possibilidade para que o usuário aceite e siga a recomendação. No próximo capítulo apresentamos a conclusão deste trabalho.

7. Conclusão

Neste capítulo, apresentamos as principais conclusões deste trabalho. Para tratar o problema da confiança nas explicações das recomendações, foram criadas recomendações com explicações baseadas nas interações e no desempenho dos estudantes e da sua turma. Diante disso, criamos um modelo dos estudantes, com base nas interações dos estudantes com os recursos educacionais do sistema *S-Partner* (vídeos, textos e questões) e com base no desempenho e nas questões que os estudantes responderam, questões respondidas de forma correta e questões respondidas de forma incorreta.

A partir disso, foram analisados o desempenho e as interações dos estudantes e da sua turma e foram elaboradas e enviadas, recomendações para esses estudantes, tomando por base as questões realizadas corretamente, as questões realizadas incorretamente e as questões não realizadas. Depois disso, propomos uma forma automatizada, baseada no modelo do estudante, para identificação dos aspectos que o aluno precisa melhorar, de acordo com suas interações e com o seu desempenho, para enviar juntamente com as recomendações, uma explicação coerente com a situação pedagógica de cada estudante.

Para avaliarmos nossa proposta, foi criado um curso de Introdução à Computação, no qual 17 estudantes participaram e com base no desempenho e na interação desses estudantes, foram enviadas duas recomendações explicadas, uma recomendação explicada personalizada, baseada no desempenho individual do estudante e uma outra recomendação explicada personalizada, baseada no desempenho do aluno em relação a sua turma. Diante disso, selecionamos aleatoriamente um dos estudantes com problemas pedagógicos e criamos um modelo desse estudante, identificamos sua situação pedagógica e elaboramos duas recomendações para ele.

Em seguida, criamos um *survey* com o objetivo de avaliar se as recomendações e as explicações elaboradas estavam apropriadas, se o texto da recomendação motiva o estudante a seguir a recomendação, se elas possuem qualidade, clareza e confiança e em qual das recomendações os estudantes confiam mais, uma recomendação baseada no desempenho individual ou baseada no desempenho da turma. O *survey* foi respondido por 55 pessoas, dentre estudantes de nível superior, porém como nosso público-alvo eram pessoas maiores de 18 anos e que já realizaram algum tipo de curso online, foram analisados os dados de 42 participantes.

Através da análise dos dados do *survey*, os resultados mostraram que existe uma diferença significativa para as perguntas e afirmações. Os resultados mostram que as recomendações e as explicações são confiáveis,

Foram criadas evidências de que uma recomendação com uma explicação personalizada, baseada no desempenho e interação individual é mais apropriada, coerente com o problema pedagógico e possui a preferência, qualidade e confiança dos participantes, do que uma recomendação baseada no desempenho e interação da turma, quanto a clareza das recomendações o resultado foi que ambas as recomendações estão claras, objetivas, precisas e de fácil entendimento.

Ao avaliarmos cada uma das recomendações separadamente, concluímos que para os três cenários (recomendação baseada no desempenho individual, recomendação baseada no desempenho da turma e ambas as recomendações), a explicação inspira o participante a seguir a recomendação sendo um fator importante para compreender a recomendação, que a confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação e a explicação agrega confiança à recomendação. Como também, as recomendações ajudariam a identificar o que fazer para melhorar o desempenho, tornaria o estudo mais focado/guiado e seriam utilizadas se estivessem disponíveis. Por fim, os participantes gostariam de receber recomendações pedagógicas no dia a dia.

Quanto ao método, utilizamos o teste Kruskal Wallis, comparando cada uma das questões entre os três cenários, onde o p-valor $< 0,05$. Diante disso, concluímos que os estudantes confiam mais na recomendação com explicação baseada no desempenho e nas interações do estudante, do que na recomendação com explicação baseada no desempenho e interações da turma. A explicação da recomendação baseada no desempenho e interação individual possui qualidade, preferência e confiança.

Uma limitação desta pesquisa é que o *survey* seria realizado integrado ao mesmo ambiente virtual de aprendizagem do Curso de Introdução à Computação, o S-Partner. Entretanto, o *survey* foi aplicado com a utilização de um questionário no Google Formulários, onde estava descrito o cenário de um estudante com problemas pedagógicos e as respectivas recomendações.

Uma ameaça quanto a validade está relacionada ao fato de poucos estudantes terem participado do *survey*, um total de 42 estudantes, o que se pode dizer que é um tamanho de amostra baixo dada a quantidade de estudantes que podem existir em um ambiente virtual de

aprendizagem. Outra ameaça considerada, é o fato de o estudante ter percebido o objeto a ser avaliado em cada uma das afirmações no *survey* e isso ter influenciado em sua resposta. Quanto à confiabilidade, foram utilizados os testes estatísticos de inferência apropriados. Em termos de reprodutibilidade da pesquisa, todas as etapas da pesquisa, do levantamento dos dados até os resultados foram detalhados até o necessário para que possa ser reproduzida por outros pesquisadores.

Por fim, como sugestões de trabalhos futuros é possível incluir outras variáveis além da confiança e avaliar as interações de maior impacto para aprendizagem dos estudantes, como também, realizar o *survey* no mesmo ambiente virtual de aprendizagem utilizado pelos estudantes. Além disso, sugere-se também, utilizar modelos de aprendizagem de máquina para criar recomendações mais eficientes baseada em histórico das recomendações mais aceitas pelos estudantes utilizando técnicas de Processamento de Linguagem Natural.

Referências

ALMEIDA, M. E. B. de. Educação a distância na internet: abordagens e contribuições dos ambientes digitais de aprendizagem. **Educação e pesquisa**, SciELO Brasil, v. 29, n. 2, p. 327–340, 2003.

ALVES, L. Educação a distância: conceitos e história no brasil e no mundo. **Revista Brasileira de Aprendizagem Aberta e a Distância**, v. 10, 2011.

BEHAR, Patricia Alejandra. **Recomendação pedagógica em educação a distância**. Penso Editora, 2018.

BILGIC, Mustafa; MOONEY, Raymond J. Explaining recommendations: Satisfaction vs. promotion. In: **Beyond Personalization Workshop**, IUI. 2005. p. 153.

BRITO, Patrick HS et al. A systematic approach for designing educational recommender systems. In: **Software Design and Development: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications**. IGI Global, 2014. p. 1264-1288.

BOBADILLA, J.; ORTEGA, F.; HERNANDO, A.; GUTIÉRREZ, A. **Recommender systems survey**. Knowledge Based Systems, 2013, v. 46.

BURKE, Robin. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. **User modeling and user-adapted interaction**, v. 12, n. 4, p. 331-370, 2002.

CHEN, Li; PU, Pearl. Trust building in recommender agents. In: **Proceedings of the Workshop on Web Personalization, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces at the 2nd International Conference on E-Business and Telecommunication Networks**. 2005. p. 135-145.

CHONG, Sunshine; ABELIUK, Andrés. Quantifying the Effects of Recommendation Systems. In: **2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)**. IEEE, 2019. p. 3008-3015.

COLL, CÉSAR; MONEREO, CARLES e colaboradores. **Psicologia da educação virtual: aprender e ensinar com as tecnologias da informação e da comunicação**. Porto Alegre: Artmed, 2010.

DAVIDSON, James et al. The YouTube video recommendation system. In: **Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems**. 2010. p. 293-296.

DWIVEDI, Surabhi; ROSHNI, VS Kumari. Recommender system for big data in education. In: **2017 5th National Conference on E-Learning & E-Learning Technologies (ELELTECH)**. IEEE, 2017. p. 1-4.

FACEBOOK INC. Facebook Reports Fourth Quarter and Full Year 2019 Results. Disponível em: <https://s21.q4cdn.com/399680738/files/doc_financials/2019/q4/FB-12.31.2019-Exhibit-99.1-r61_final.pdf>. Acesso em: 23 mar. 2020.

FACEBOOK INC. Facebook Patent. Disponível em: <<https://patentimages.storage.googleapis.com/ac/15/b5/d916efe375f76f/US20140207793A1.pdf>>. Acesso em: 23 mar. 2020.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. Elsevier Brasil, 2017.

FAVERO, Luiz; FÁVERO, Patrícia. **Estatística aplicada: Para cursos de Administração, Contabilidade e Economia com Excel e SPSS**. Elsevier Brasil, 2015.

FELFERNIG, A.; FRIEDRICH, G.; JANNACH, D.; ZANKER, M. An integrated environment for the development of knowledge-based recommender applications. **International Journal of Electronic Commerce**, Taylor & Francis, v. 11, n. 2, p. 11–34, 2006.

FRIEDRICH, Gerhard; ZANKER, Markus. A taxonomy for generating explanations in recommender systems. **AI Magazine**, v. 32, n. 3, p. 90-98, 2011.

FRIGOTTO, M. Laura; ROSSI, Alessandro. An explanatory coherence model of decision making in ill-structured problems. **Mind & Society**, v. 14, n. 1, p. 35-55, 2015.

GEDIKLI, F.; JANNACH, D.; GE, M. How should i explain? a comparison of different explanation types for recommender systems. **International Journal of Human-Computer Studies**, Elsevier, v. 72, n. 4, p. 367–382, 2014.

GUESMIA, Mouadh et al. Input or Output: Effects of Explanation Focus on the Perception of Explainable Recommendation with Varying Level of Details. **CEUR Workshop Proceedings**, 2021.

GUIMARÃES, Sueli Édi Rufini; BORUCHOVITCH, Evely. O estilo motivacional do professor e a motivação intrínseca dos estudantes: uma perspectiva da teoria da autodeterminação. **Psicologia: reflexão e crítica**, v. 17, n. 2, p. 143-150, 2004.

GOMEZ-URIBE, Carlos A.; HUNT, Neil. The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. **ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)**, v. 6, n. 4, p. 1-19, 2015.

HERLOCKER, Jonathan L.; KONSTAN, Joseph A.; RIEDL, John. Explaining collaborative filtering recommendations. In: **Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work**. 2000. p. 241-250.

HINKELMANN, Klaus; KEMPTHORNE, Oscar. **Design and analysis of experiments, volume 1: Introduction to experimental design**. John Wiley & Sons, 2007.

HSIAO, Kuo-Lun et al. Antecedents and consequences of trust in online product recommendations. **Online Information Review**, 2010.

INEP. Censo EAD.BR - Relatório analítico da aprendizagem a distância no Brasil. 2018. Disponível em: <http://abed.org.br/arquivos/CENSO_DIGITAL_EAD_2018_PORTUGUES.pdf>.

KINCAID, Jason. EdgeRank: The secret sauce that makes Facebook’s news feed tick. **TechCrunch**, April, 2010.

KOREN, Yehuda; BELL, Robert; VOLINSKY, Chris. Matrix factorization techniques for recommender systems. **Computer**, v. 42, n. 8, p. 30-37, 2009.

KOUKI, Pigi et al. Personalized explanations for hybrid recommender systems. In: **Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces**. 2019. p. 379-390.

KYWE, Su Mon; LIM, Ee-Peng; ZHU, Feida. A survey of recommender systems in twitter. In: **International Conference on Social Informatics**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. p. 420-433.

LUDEWIG, Jochen. Models in software engineering—an introduction. **Software and Systems Modeling**, v. 2, n. 1, p. 5-14, 2003.

MCDONALD, Malcolm; CHRISTOPHER, Martin; BASS, Margrit. Market segmentation. In: **Marketing**. Palgrave, London, 2003. p. 41-65.

MCGEE, Matt. EdgeRank is dead: Facebook's News Feed algorithm now has close to 100K weight factors. **Marketing Land**, v. 16, 2013.

MCSHERRY, David. Explanation in recommender systems. **Artificial Intelligence Review**, v. 24, n. 2, p. 179-197, 2005.

MICHAELIS, DICIONÁRIO. Editora Melhoramentos. **Definição de Coerência**. Disponível em: < <http://michaelis.uol.com.br/busca>, 2018. Acesso em 29 mai 2020.

MCKIGHT, Patrick E.; NAJAB, Julius. Kruskal-wallis test. **The corsini encyclopedia of psychology**, p. 1-1, 2010.

NOVAK, Petra Kralj et al. Sentiment of emojis. **PloS one**, v. 10, n. 12, p. e0144296, 2015.

OBEID, Charbel et al. Ontology-based recommender system in higher education. In: **Companion Proceedings of the The Web Conference 2018**. 2018. p. 1031-1034.

PAIVA, Ranilson; BITTENCOURT, Ig Ibert. The authoring of pedagogical decisions informed by data, on the perspective of a mooc. In: **Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação**. 2017. p. 15.

PAIVA, Ranilson; BITTENCOURT, Ig Ibert; SILVA, Alan Pedro. Uma ferramenta para recomendação pedagógica baseada em mineração de dados educacionais. In: **Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação**. 2013.

PAIVA, Ranilson; BITTENCOURT, Ig Ibert. Helping teachers help their students: A human-ai hybrid approach. In: **International Conference on Artificial Intelligence in Education**. Springer, Cham, 2020. p. 448-459.

PAN, Deng et al. Explainable Recommendation via Interpretable Feature Mapping and Evaluation of Explainability. **arXiv preprint arXiv:2007.06133**, 2020.

PURIFICATO, Erasmo et al. Evaluating Explainable Interfaces for a Knowledge Graph-Based Recommender System. **CEUR Workshop Proceedings**, 2021.

RAI, Arun. Explainable AI: From black box to glass box. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 48, n. 1, p. 137-141, 2020.

RESNICK, P.; VARIAN, Hal R. Recommender systems. **Communications of the ACM**. New York, v. 40, p. 55-58, 1997.

RIBEIRO, Randerson Douglas. **Análise da aderência de recomendações explicadas de recursos educacionais para apoiar o ensino e a aprendizagem em um ambiente educacional online**. 2020. 114 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional de Conhecimento) - Universidade Federal de Alagoas, Instituto de Computação, Maceió, 2019.

RICCI, F. **Recommender Systems Handbook**, Second Edition, Pág 1. Springer. 2015.

RYDNING, David Reinsel–John Gantz–John. The digitization of the world from edge to core. **Framingham: International Data Corporation**, 2018.

RODRIGUES, Rafael; FERRACIOLI, Laércio. A Utilização da Modelagem Computacional Qualitativa no Estudo do Sistema Gás-Recipiente: Uma Análise da Construção de regras Através da Metodologia dos Passos de Construção de Modelos (PCMS). **EPEF, X**, 2006.

ROMERO, Cristóbal; VENTURA, Sebastián. Educational data science in massive open online courses. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 7, n. 1, p. e1187, 2017.

ROUSSEAU, Denise M. et al. Not so different after all: A cross-discipline view of trust. **Academy of management review**, v. 23, n. 3, p. 393-404, 1998.

SHIN, Donghee. The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. **International Journal of Human-Computer Studies**, v. 146, p. 102551, 2021.

SILVA, Tatyane Souza Calixto da; MELO, Jeane Cecília Bezerra de; TEDESCO, Patricia Cabral de Azevedo Restelli. Um Modelo para Promover o Engajamento Estudantil no Aprendizado de Programação Utilizando Gamification. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, [S.l.], v. 26, n. 03, p. 120, set. 2018. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/7116>>. Acesso em: 01 jun. 2021.

SINHA, Rashmi; SWEARINGEN, Kirsten. The role of transparency in recommender systems. In: **CHI'02 extended abstracts on Human factors in computing systems**. 2002. p. 830-831.

SINCLAIR, Jane et al. Massive open online courses: a review of usage and evaluation. **International Journal of Learning Technology**, v. 10, n. 1, p. 71-93, 2015.

SMITH, Brent; LINDEN, Greg. Two decades of recommender systems at amazon. com. **IEEE Internet Computing**, v. 21, n. 3, p. 12-18, 2017.

TANG, Tiffany; MCCALLA, Gordon. Beyond learners' interest: personalized paper recommendation based on their pedagogical features for an e-learning system. In: **Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2004. p. 301-310.

TINTAREV, Nava; MASTHOFF, Judith. A survey of explanations in recommender systems. In: **2007 IEEE 23rd international conference on data engineering workshop**. IEEE, 2007. p. 801-810.

_____. Designing and evaluating explanations for recommender systems. In: **Recommender systems handbook**. Springer, Boston, MA, 2011. p. 479-510.

_____. Evaluating the effectiveness of explanations for recommender systems. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, Springer, v. 22, n. 4-5, p. 399–439, 2012.

VIRDI, Preeti; KALRO, Arti D.; SHARMA, Dinesh. Consumer acceptance of social recommender systems in India. **Online Information Review**, 2020.

WAN AHMAD, Wan Nooraishya; ALI, Nazlena Mohamad. A Study on Persuasive Technologies: The Relationship between User Emotions, Trust and Persuasion. **International Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence**, v. 5, n. 1, 2018.

WANG, Xuewei et al. Persuasion for good: Towards a personalized persuasive dialogue system for social good. **arXiv preprint arXiv:1906.06725**, 2019.

WU, Lan. Student model construction of intelligent teaching system based on Bayesian network. **Personal and Ubiquitous Computing**, v. 24, n. 3, p. 419-428, 2020.

ZARZOUR, Hafed; JARARWEH, Yaser; AL-SHARIF, Ziad A. An Effective Model-Based Trust Collaborative Filtering for Explainable Recommendations. In: **2020 11th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)**. IEEE, 2020. p. 238-242.

Apêndices

A. Questionário elaborado para o experimento

Questionário de Análise da percepção dos usuários em relação a Recomendações Pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem

Link do questionário: <https://forms.gle/i5w8UJR66reTFnDD6>

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO - T.C.L.E.

Prezado(a) aluno(a), você está sendo convidado a participar da pesquisa, de forma voluntária, de responsabilidade dos pesquisadores Prof. Dr. Ranilson Oscar Araújo Paiva e dos alunos do Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento do Instituto de Computação/UFAL, Alana Viana Borges da Silva Neo e Luan Gomes da Silva.

Por gentileza, leia cuidadosamente as informações a seguir e existindo dúvidas estamos à disposição para explicar, seja por telefone ou e-mail.

A seguir, as informações da pesquisa com relação a sua participação nela:

1. O estudo se destina a avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas.

2. A importância deste estudo é a de realizar uma contribuição para estudos referente a recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem.

3. Os resultados que se desejam alcançar são os seguintes: contribuir para uma melhoria na qualidade das recomendações e para o aumento da confiança dos estudantes em relação a recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem.

4. A coleta de dados começará em 19/08/2021 e terminará em 05/09/2021.

5. O estudo será feito da seguinte maneira: em três etapas conhecidas como pré-teste, intervenção e pós-teste.

Durante o pré-teste, foi administrado um questionário para avaliação do conhecimento prévio dos conteúdos da disciplina de Introdução à computação.

Durante a intervenção, os participantes voluntariamente realizaram um curso de Introdução à computação em um ambiente virtual de aprendizagem chamado S-Partner e depois

responderam um questionário de autorrelato das interações com os recursos e as recomendações no S-Partner.

Finalmente, durante o pós-teste, será administrado um questionário para avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas.

6. A sua participação será na seguinte etapa: pós-teste.

7. Os incômodos e possíveis riscos à sua saúde física e/ou mental são: apenas relacionados ao uso de dispositivos eletrônicos das tecnologias de informação. Riscos tais como, fadiga visual, dor de cabeça e cansaço mental se permanecer longas horas na frente de uma tela e sentado em uma cadeira.

8. Os benefícios esperados com a sua participação na pesquisa, mesmo que não diretamente são: contribuir para a identificação do nível de confiança dos alunos nas recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem.

9. Você poderá contar com a assistência dos pesquisadores responsáveis da pesquisa, Prof. Dr. Ranilson Oscar Araújo Paiva, Alana Viana Borges da Silva Neo e Luan Gomes da Silva, sendo responsável por ela: Alana Viana Borges da Silva Neo com contato pelo telefone (82) 99617-3213 e e-mail avbsn@ic.ufal.br.

10. Você será informado(a) sobre o resultado final desta pesquisa, e sempre que desejar serão fornecidos esclarecimentos sobre cada uma das etapas do estudo.

11. A qualquer momento, você poderá recusar a continuar participando da pesquisa e, também, poderá retirar seu consentimento, sem que isso lhe traga qualquer penalidade ou prejuízo.

12. As informações conseguidas através da sua participação não permitirão a identificação da sua pessoa, exceto para a equipe de pesquisa, e que a divulgação das mencionadas informações só será feita entre os profissionais estudiosos do assunto após a sua autorização.

13. O estudo não acarretará nenhuma despesa para você.

14. Você será indenizado(a) por qualquer dano que venha a sofrer com a sua participação na pesquisa (nexo causal).

15. Você receberá um recibo de participação nesta pesquisa, assinado de forma digital.

Assim sendo, caso aceite fazer parte do estudo, assinale a opção abaixo e responda o questionário.

Tempo estimado: 12 minutos.

Consentimento de participação e confidencialidade: Eu, tendo compreendido perfeitamente tudo o que me foi informado sobre a minha participação no mencionado estudo e estando

consciente dos meus direitos, das minhas responsabilidades, dos riscos e dos benefícios que a minha participação implica, concordo em dele participar e para isso eu DOU O MEU CONSENTIMENTO SEM QUE PARA ISSO EU TENHA SIDO FORÇADO OU OBRIGADO. Por favor, assinale a opção abaixo caso deseje participar:

() Confirmo que li e compreendi, completamente, o TCLE e desejo responder o questionário.

Dados Pessoais

Nome: _____

E-mail: _____

Gênero: () Feminino () Masculino () Prefiro não dizer

Data de Nascimento: __/__/__

Grau de escolaridade: () Ensino Médio () Graduação () Especialização () Mestrado
() Doutorado

Nível de conhecimento no uso de tecnologias/sistemas/computadores:

() Nenhum () Baixo () Moderado () Avançado

Você já participou de algum curso online: () Sim () Não

Quantos cursos online já participou?

() 0 () 1 - 5 () 6 - 10 () 11 - 15 () Acima de 15

Os cursos enviavam dicas/recomendações/sugestões de conteúdo/sugestões de atividades (via e-mail ou no ambiente de aprendizagem)?

() Todos () Alguns () Nenhum

Como essas dicas/recomendações/sugestões de conteúdo/sugestões de atividades eram enviadas para você?

() E-mail () Dentro do ambiente do curso () Outros _____

CONCEITOS BÁSICOS

Desempenho Pedagógico: cálculo do percentual, que considera as questões certas, feitas e todas.

Desempenho de interação: Percentual obtido da divisão da quantidade de recursos que o usuário utilizou dividido pelo total de interações oferecidas pelo sistema.

Recomendação: É a oferta de recursos educacionais, que o sistema sugere ao aluno.

Explicação: É o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante.

Transparência: É a exposição de quem fez a recomendação, seja o professor ou o sistema.

Percentual de Desempenho Pedagógico mínimo aceitável: 60%

Percentual de Desempenho de Interação mínimo aceitável: 60%

Esses conceitos estão explicados de forma clara e consegui compreendê-los.

- Discordo completamente
- Discordo
- Nem discordo, nem concordo
- Concordo
- Concordo completamente

INSTRUÇÕES

CONCEITOS BÁSICOS:

Desempenho Pedagógico: cálculo do percentual, que considera as questões certas, feitas e todas.

Desempenho de interação: Percentual obtido da divisão da quantidade de recursos que o usuário utilizou dividido pelo total de interações oferecidas pelo sistema.

Recomendação: É a oferta de recursos educacionais, que o sistema sugere ao aluno.

Explicação: É o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante.

Transparência: É a exposição de quem fez a recomendação, seja o professor ou o sistema.

Percentual de Desempenho Pedagógico mínimo aceitável: 60%

Percentual de Desempenho de Interação mínimo aceitável: 60%

CONTEXTO:

Uma turma realizou um Curso de Introdução à Computação, contendo 6 (seis) módulos, que oferecem diversos recursos (vídeos, textos e questões) como forma de auxiliar na aprendizagem. Observou-se (através de uma planilha gerada pelo sistema) que 50% dos alunos da turma obtiveram um bom desempenho nos assuntos: Introdução e Histórico, Arquitetura de Computador, do módulo I. Porém o aluno 25 não obteve um bom desempenho pedagógico nesses assuntos, obtendo os seguintes índices:

- Percentual de Desempenho Pedagógico: 35%.

- Percentual de Desempenho de Interação: 100%.

Diante deste cenário, vimos a necessidade de auxiliar o aluno 25 através de recomendações, para que ele possa alcançar um melhor desempenho pedagógico.

Sendo assim foram enviadas as recomendações apresentadas abaixo para o ALUNO 25:

RECOMENDAÇÃO 1 (baseada no seu desempenho individual):

“Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo.

Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça as questões, pois você respondeu todas as 20 questões, mas só acertou 7 questões.”

RECOMENDAÇÃO 2 (baseada no desempenho da sua turma):

“Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo.

Seus colegas da sua turma acessaram todos os recursos, responderam todas as 20 questões, acertando mais de 60% delas. Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça todas as questões, assim como fizeram seus colegas de turma.”

Leia as afirmações abaixo e nas respostas que utilizam a Escala Likert, selecione o seu nível de concordância de acordo com a seguinte escala: 1 = discordo completamente, 2 = discordo, 3 = nem discordo, nem concordo, 4 = concordo, 5 = concordo completamente.

Para responder as questões abaixo, imagine-se sendo o Aluno 25 e emita sua opinião a respeito das recomendações recebidas.

1) As recomendações recebidas são confiáveis?

() Sim () Não

2) As explicações das recomendações recebidas são confiáveis?

() Sim () Não

3) Qual das recomendações está mais apropriada/coerente (atuam no problema pedagógico descrito)?

Recomendação 1 Recomendação 2 Ambas estão apropriadas/coerentes.

4) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

5) O texto das recomendações explica o motivo pelo qual está recebendo tais recomendações.

- Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

6) Eu seguiria essa recomendação.

- Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

7) Você recebeu a Recomendação 1 (com base no seu desempenho individual) e também recebeu a Recomendação 2 (com base no desempenho da sua turma). Qual das duas recomendações você escolheria?

Recomendação 1 Recomendação 2 Qualquer uma das duas.

8) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

9) Qual recomendação inspira mais confiança?

Recomendação 1 Recomendação 2 Qualquer uma das duas.

10) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

11) Qual das recomendações possui maior qualidade (atua efetivamente no problema do aluno)?

Recomendação 1 Recomendação 2 Ambas possuem igual qualidade.

12) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

13) Qual das recomendações está mais clara (consigo entender o que deve ser feito)?

Recomendação 1 Recomendação 2 Ambas possuem igual clareza.

14) Justifique a resposta para a pergunta anterior.

15) A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.

Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

16) A explicação foi importante para compreender a recomendação.

Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

17) A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.

Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

18) A explicação agrega confiança à recomendação.

Discordo completamente
 Discordo
 Nem discordo, nem concordo
 Concordo
 Concordo completamente

19) As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.

Discordo completamente

- Discordo
- Nem discordo, nem concordo
- Concordo
- Concordo completamente

20) A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.

- Discordo completamente
- Discordo
- Nem discordo, nem concordo
- Concordo
- Concordo completamente

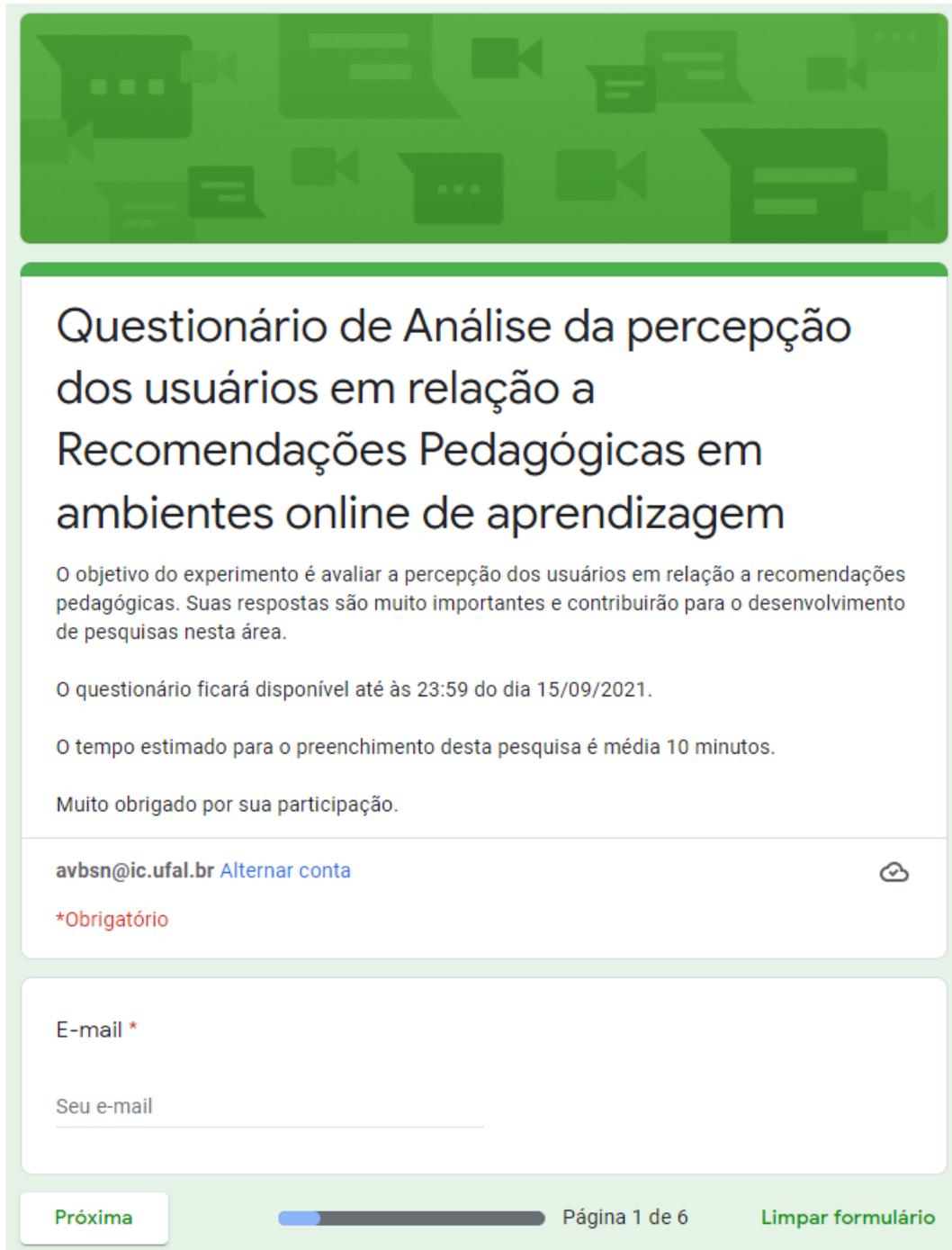
21) Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).

- Discordo completamente
- Discordo
- Nem discordo, nem concordo
- Concordo
- Concordo completamente

22) Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.

- Discordo completamente
- Discordo
- Nem discordo, nem concordo
- Concordo
- Concordo completamente

B. Questionário disponibilizado no Google Forms



The image shows a Google Form interface with a green header. The main title is 'Questionário de Análise da percepção dos usuários em relação a Recomendações Pedagógicas em ambientes online de aprendizagem'. Below the title, there is a paragraph explaining the experiment's objective: 'O objetivo do experimento é avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas. Suas respostas são muito importantes e contribuirão para o desenvolvimento de pesquisas nesta área.' This is followed by two more paragraphs: 'O questionário ficará disponível até às 23:59 do dia 15/09/2021.' and 'O tempo estimado para o preenchimento desta pesquisa é média 10 minutos.' A thank you message 'Muito obrigado por sua participação.' is also present. At the bottom of the form, there is a field for 'E-mail *' with the placeholder text 'Seu e-mail'. The footer of the form includes a 'Próxima' button, a progress bar, the text 'Página 1 de 6', and a 'Limpar formulário' button.

Questionário de Análise da percepção dos usuários em relação a Recomendações Pedagógicas em ambientes online de aprendizagem

O objetivo do experimento é avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas. Suas respostas são muito importantes e contribuirão para o desenvolvimento de pesquisas nesta área.

O questionário ficará disponível até às 23:59 do dia 15/09/2021.

O tempo estimado para o preenchimento desta pesquisa é média 10 minutos.

Muito obrigado por sua participação.

avbsn@ic.ufal.br [Alternar conta](#)

*Obrigatório

E-mail *

Seu e-mail

Próxima Página 1 de 6 [Limpar formulário](#)

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (T.C.L.E.)

Prezado(a) aluno(a), você está sendo convidado a participar da pesquisa, de forma voluntária, de responsabilidade dos pesquisadores Prof. Dr. Ranilson Oscar Araújo Paiva e dos alunos do Mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento do Instituto de Computação/UFAL, Alana Viana Borges da Silva Neo e Luan Gomes da Silva.

Por gentileza, leia cuidadosamente as informações a seguir e existindo dúvidas estamos à disposição para explicar, seja por telefone ou e-mail.

A seguir, as informações da pesquisa com relação a sua participação nela:

1. O estudo se destina a avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas.
2. A importância deste estudo é a de realizar uma contribuição para estudos referente a recomendações pedagógicas em ambientes online de aprendizagem.
3. Os resultados que se desejam alcançar são os seguintes: contribuir para uma melhoria na qualidade das recomendações e para o aumento da confiança dos estudantes em relação a recomendações pedagógicas em ambientes online de aprendizagem.
4. A coleta de dados começará em 19/08/2021 e terminará em 15/09/2021.
5. O estudo será feito da seguinte maneira: em três etapas conhecidas como pré-teste, intervenção e pós-teste. Durante o pré-teste, foi administrado um questionário para avaliação do conhecimento prévio dos conteúdos da disciplina de Introdução à computação. Durante a intervenção, os participantes voluntariamente realizaram um curso de Introdução à computação em um ambiente online de aprendizagem chamado S-Partner e depois responderam um questionário de auto relato das interações com os recursos e as recomendações no S-Partner. Finalmente, durante o pós-teste, será administrado um questionário para avaliar a percepção dos usuários em relação a recomendações pedagógicas.
6. A sua participação será na seguinte etapa: pós-teste.
7. Os incômodos e possíveis riscos à sua saúde física e/ou mental são: apenas relacionados ao uso de dispositivos eletrônicos das tecnologias de informação. Riscos tais como, fadiga visual, dor de cabeça e cansaço mental se permanecer longas horas na frente de uma tela e sentado em uma cadeira.
8. Os benefícios esperados com a sua participação na pesquisa, mesmo que não diretamente são: contribuir para a identificação do nível de confiança dos alunos nas recomendações pedagógicas em ambientes online de aprendizagem.
9. Você poderá contar com a assistência dos pesquisadores responsáveis da pesquisa, Prof. Dr. Ranilson Oscar Araújo Paiva, Alana Viana Borges da Silva Neo e Luan Gomes da Silva, sendo responsável por ela: Alana Viana Borges da Silva Neo com contato pelo telefone (82) 99617-3213 e e-mail avbsn@ic.ufal.br.
10. Você será informado(a) sobre o resultado final desta pesquisa, e sempre que desejar serão fornecidos esclarecimentos sobre cada uma das etapas do estudo.
11. A qualquer momento, você poderá recusar a continuar participando da pesquisa e, também, poderá retirar seu consentimento, sem que isso lhe traga qualquer penalidade ou prejuízo.
12. As informações conseguidas através da sua participação não permitirão a identificação da sua pessoa, exceto para a equipe de pesquisa, e que a divulgação das mencionadas informações só será feita entre os profissionais estudiosos do assunto após a sua autorização.

13. O estudo não acarretará nenhuma despesa para você.

14. Você será indenizado(a) por qualquer dano que venha a sofrer com a sua participação na pesquisa (nexo causal).

15. Você receberá um recibo de participação nesta pesquisa, assinado de forma digital.

Assim sendo, caso aceite fazer parte do estudo, assinale a opção abaixo e responda o questionário.

Eu, tendo compreendido perfeitamente tudo o que me foi informado sobre a minha participação no mencionado estudo e estando consciente dos meus direitos, das minhas responsabilidades, dos riscos e dos benefícios que a minha participação implicam, concordo em dele participar e para isso eu DOU O MEU CONSENTIMENTO SEM QUE PARA ISSO EU TENHA SIDO FORÇADO OU OBRIGADO. Por favor, assinale a opção abaixo caso deseje participar: *

Confirmando que li e compreendi, completamente, o TCLE e desejo responder o questionário.

[Voltar](#)

[Próxima](#)

Página 2 de 6 [Limpar formulário](#)

Dados Pessoais

Nome: *

Sua resposta _____

E-mail: *

Sua resposta _____

Gênero: *

Feminino

Masculino

Prefiro não dizer

Data de Nascimento: *

Data

dd/mm/aaa:

Grau de escolaridade: *

Ensino Médio

Graduação

Especialização

Mestrado

Doutorado

Nível de conhecimento no uso de tecnologias/sistemas/computadores: *

Nenhum

Baixo

Moderado

Avançado

Você já participou de algum curso online? *

Sim

Não

Quantos cursos online já participou? *

0

1 - 5

6 - 10

11 - 15

Acima de 15

Os cursos enviavam dicas/recomendações/sugestões de conteúdo/sugestões de atividades (via e-mail ou no ambiente de aprendizagem)? *

Todos

Alguns

Nenhum

Como essas dicas/recomendações/sugestões de conteúdo/sugestões de atividades eram enviadas para você? *

E-mail

Dentro do ambiente do curso

Outro: _____

[Voltar](#) [Próxima](#)  Página 3 de 6 [Limpar formulário](#)

CONCEITOS BÁSICOS

Desempenho Pedagógico: cálculo do percentual, que considera as questões certas, feitas e todas.

Desempenho de interação: Percentual obtido da divisão da quantidade de recursos que o usuário utilizou dividido pelo total de interações oferecidas pelo sistema.

Recomendação: É a oferta de recursos educacionais, que o sistema sugere ao aluno.

Explicação: É o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante.

Transparência: É a exposição de quem fez a recomendação, seja o professor ou o sistema.

Percentual de Desempenho Pedagógico mínimo aceitável: 60%

Percentual de Desempenho de Interação mínimo aceitável: 60%

Esses conceitos estão explicados de forma clara e consegui compreendê-los. *

1 2 3 4 5

Discordo plenamente Concordo plenamente

[Voltar](#)

[Próxima](#)

 Página 4 de 6 [Limpar formulário](#)

INSTRUÇÕES

CONCEITOS BÁSICOS:

Desempenho Pedagógico: cálculo do percentual, que considera as questões certas, feitas e todas.

Desempenho de interação: Percentual obtido da divisão da quantidade de recursos que o usuário utilizou dividido pelo total de interações oferecidas pelo sistema.

Recomendação: É a oferta de recursos educacionais, que o sistema sugere ao aluno.

Explicação: É o que justifica o motivo pelo qual a recomendação foi enviada ao estudante.

Transparência: É a exposição de quem fez a recomendação, seja o professor ou o sistema.

Percentual de Desempenho Pedagógico mínimo aceitável: 60%

Percentual de Desempenho de Interação mínimo aceitável: 60%

CONTEXTO:

Uma turma realizou um Curso de Introdução à Computação, contendo 6 (seis) módulos, que oferecem diversos recursos (vídeos, textos e questões) como forma de auxiliar na aprendizagem. Observou-se (através de uma planilha gerada pelo sistema) que 50% dos alunos da turma obtiveram um bom desempenho nos assuntos: Introdução e Histórico, Arquitetura de Computador, do módulo I. Porém o aluno 25 não obteve um bom desempenho pedagógico nesses assuntos, obtendo os seguintes índices:

- Percentual de Desempenho Pedagógico: 35%.

- Percentual de Desempenho de Interação: 100%.

Diante deste cenário, vimos a necessidade de auxiliar o aluno 25 através de recomendações, para que ele possa alcançar um melhor desempenho pedagógico.

Sendo assim foram enviadas as recomendações apresentadas abaixo para o ALUNO 25:

RECOMENDAÇÃO 1 (baseada no seu desempenho individual):

"Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo.

Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça as questões, pois você respondeu todas as 20 questões, mas só acertou 7 questões."

RECOMENDAÇÃO 2 (baseada no desempenho da sua turma):

Olá ALUNO 25, percebemos que seu desempenho foi baixo nos tópicos O que é Computação e História da Computação, contidos no assunto Introdução e Histórico, e nos tópicos Sistema Binário e Classificação dos Computadores, contidos no assunto Arquitetura do Computador. Seu coeficiente de desempenho foi 35%, inferior a 60% que é o percentual mínimo.

Seus colegas da sua turma acessaram todos os recursos, responderam todas as 20 questões, acertando mais de 60% delas. Para que você tenha um melhor aproveitamento, sugerimos que acesse novamente os seguintes recursos do módulo 1 - Introdução à Computação: Textos e Vídeos, e refaça todas questões, assim como fizeram seus colegas de turma."

Leia as afirmações abaixo e nas respostas que utilizam a Escala Likert, selecione o seu nível de concordância de acordo com a seguinte escala: 1 = discordo completamente, 2 = discordo, 3 = nem discordo, nem concordo, 4 = concordo, 5 = concordo completamente.

Para responder as questões abaixo, imagine-se sendo o Aluno 25 e emita sua opinião a respeito das recomendações recebidas.

1) As recomendações recebidas são confiáveis? *

Sim

Não

2) As explicações das recomendações recebidas são confiáveis? *

Sim

Não

3) Qual das recomendações está mais apropriada/coerente (atuam no problema pedagógico descrito)? *

Recomendação 1

Recomendação 2

Ambas estão apropriadas/coerentes

4) Justifique a resposta para a pergunta anterior. *

Sua resposta _____

5) O texto das recomendações explica o motivo pelo qual está recebendo tais recomendações. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente

Concordo completamente

6) Eu seguiria essa recomendação. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente

Concordo completamente

7) Você recebeu a Recomendação 1 (com base no seu desempenho individual) e também recebeu a Recomendação 2 (com base no desempenho da sua turma). Qual das duas recomendações você escolheria? *

- Recomendação 1.
- Recomendação 2.
- Qualquer uma das duas

8) Justifique a resposta para a pergunta anterior. *

Sua resposta

9) Qual recomendação inspira mais confiança? *

- Recomendação 1.
- Recomendação 2.
- Qualquer uma das duas

10) Justifique a resposta para a pergunta anterior. *

Sua resposta

11) Qual das recomendações possui maior qualidade (atua efetivamente no problema do aluno)? *

- Recomendação 1
- Recomendação 2
- Ambas possuem igual qualidade

12) Justifique a resposta para a pergunta anterior. *

Sua resposta _____

13) Qual das recomendações está mais clara (consigo entender o que deve ser feito)? *

- Recomendação 1
- Recomendação 2
- Ambas possuem igual clareza

14) Justifique a resposta para a pergunta anterior. *

Sua resposta _____

15) A explicação inspira o participante a seguir a recomendação. *

- 1 2 3 4 5
- Discordo completamente Concordo completamente

16) A explicação foi importante para compreender a recomendação. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

17) A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

18) A explicação agrega confiança à recomendação. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

19) As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

20) A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

21) Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo). *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

22) Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis. *

1 2 3 4 5

Discordo completamente Concordo completamente

[Voltar](#)

[Próxima](#)

 Página 5 de 6 [Limpar formulário](#)

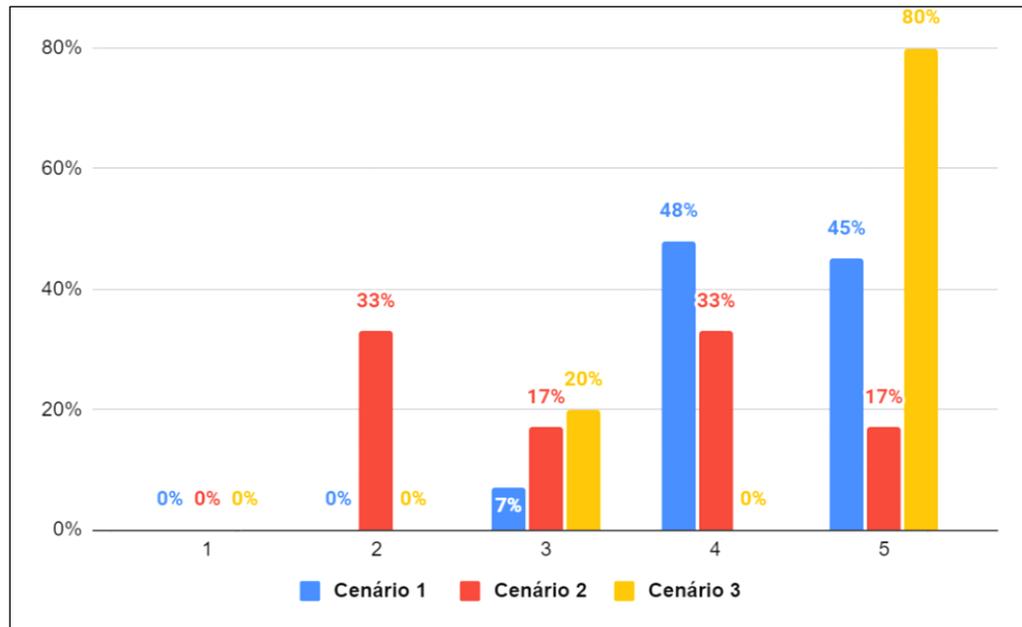
Nunca envie senhas pelo Formulários Google.

Este conteúdo não foi criado nem aprovado pelo Google. [Denunciar abuso](#) - [Termos de Serviço](#) - [Política de Privacidade](#)

Google Formulários

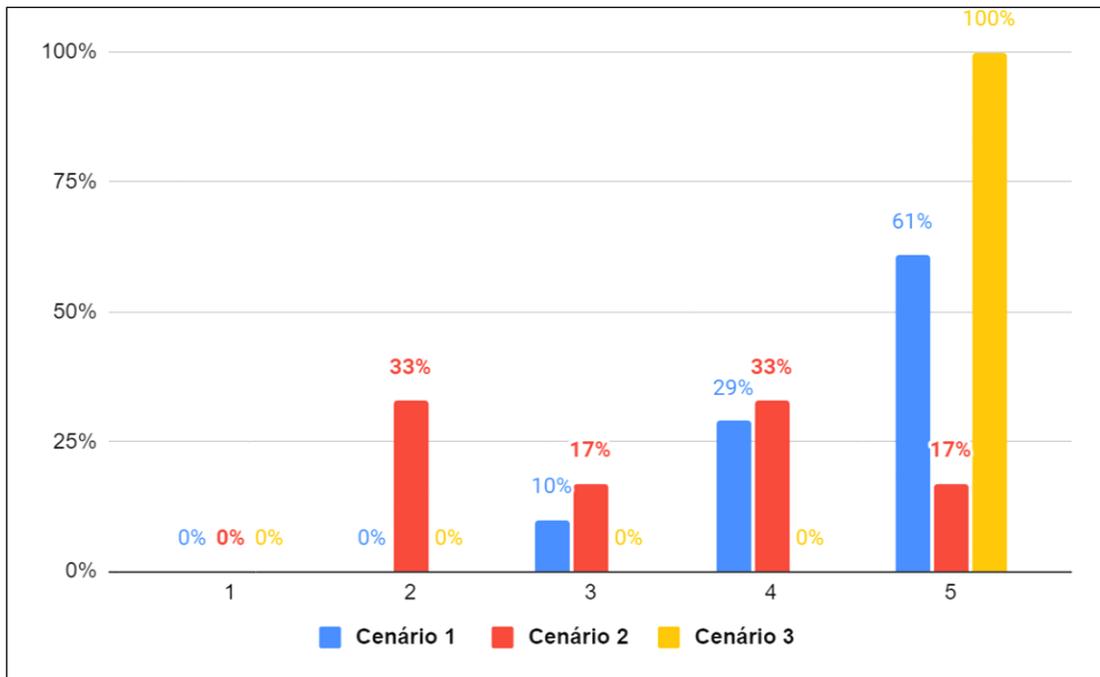
C. Comparação das 8 afirmações nos 3 cenários

Afirmção 1 – A explicação inspira o participante a seguir a recomendação



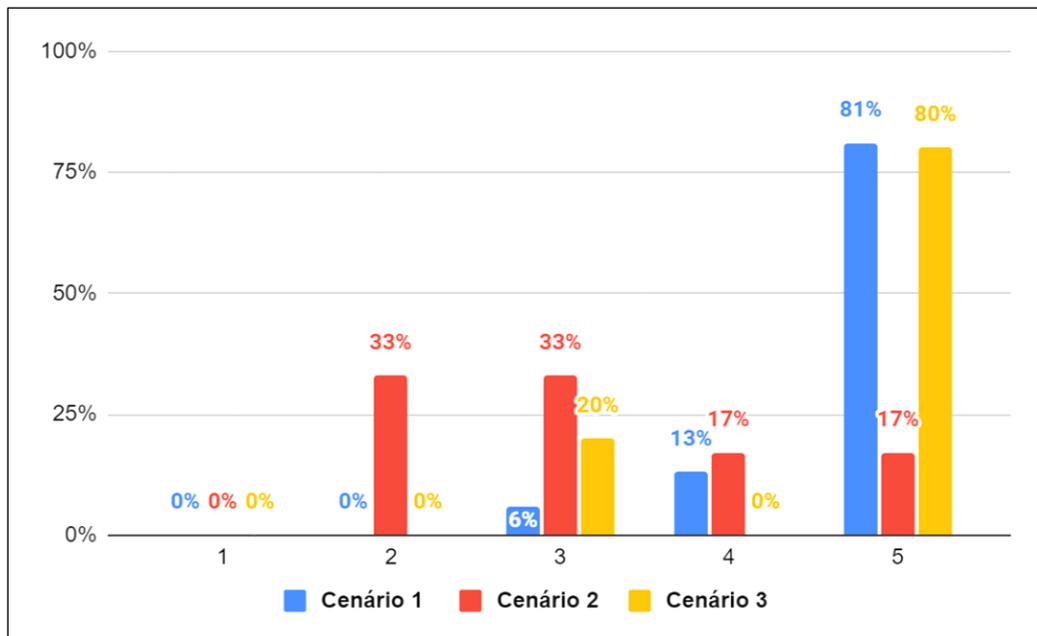
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 2 – A explicação foi importante para compreender a recomendação



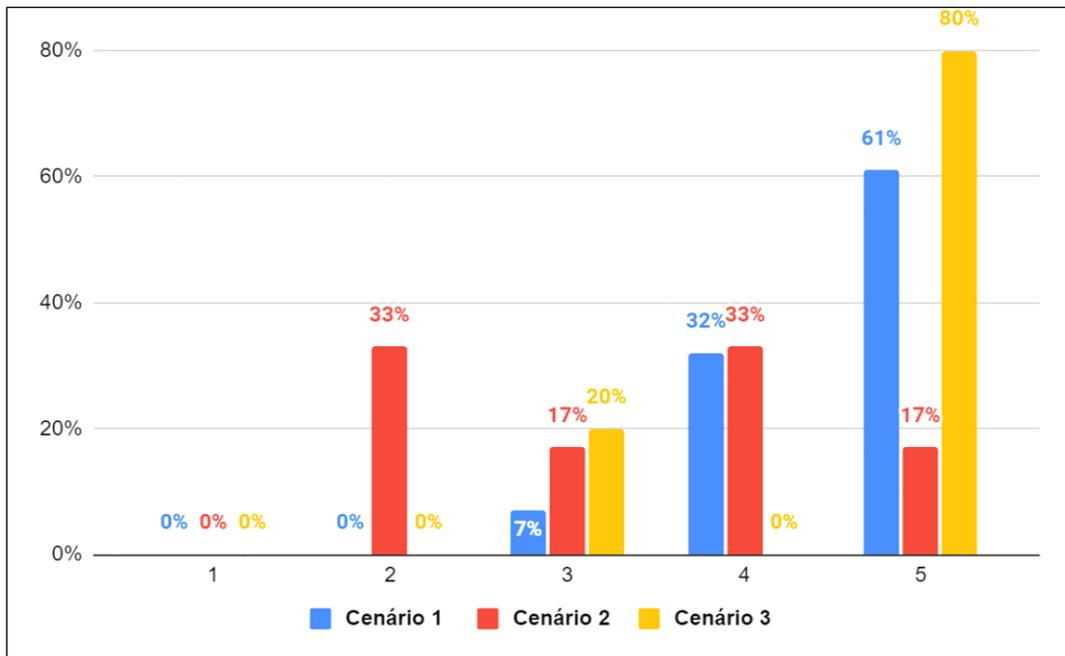
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 3 – A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação



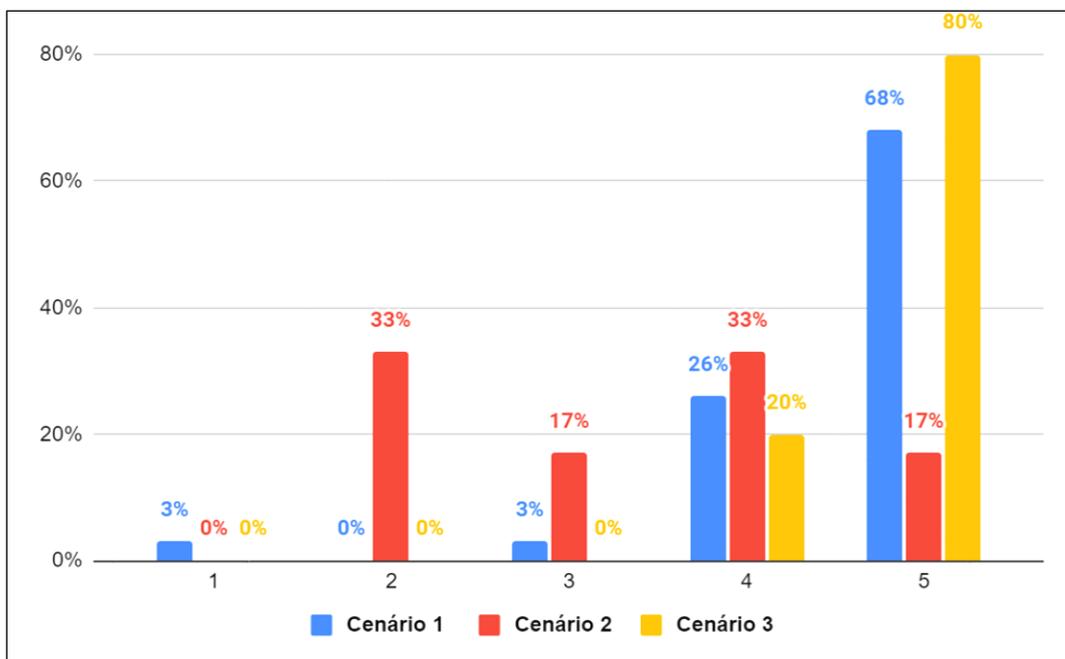
Fonte: o autor (2021).

Afirmação 4 – A explicação agrega confiança à recomendação



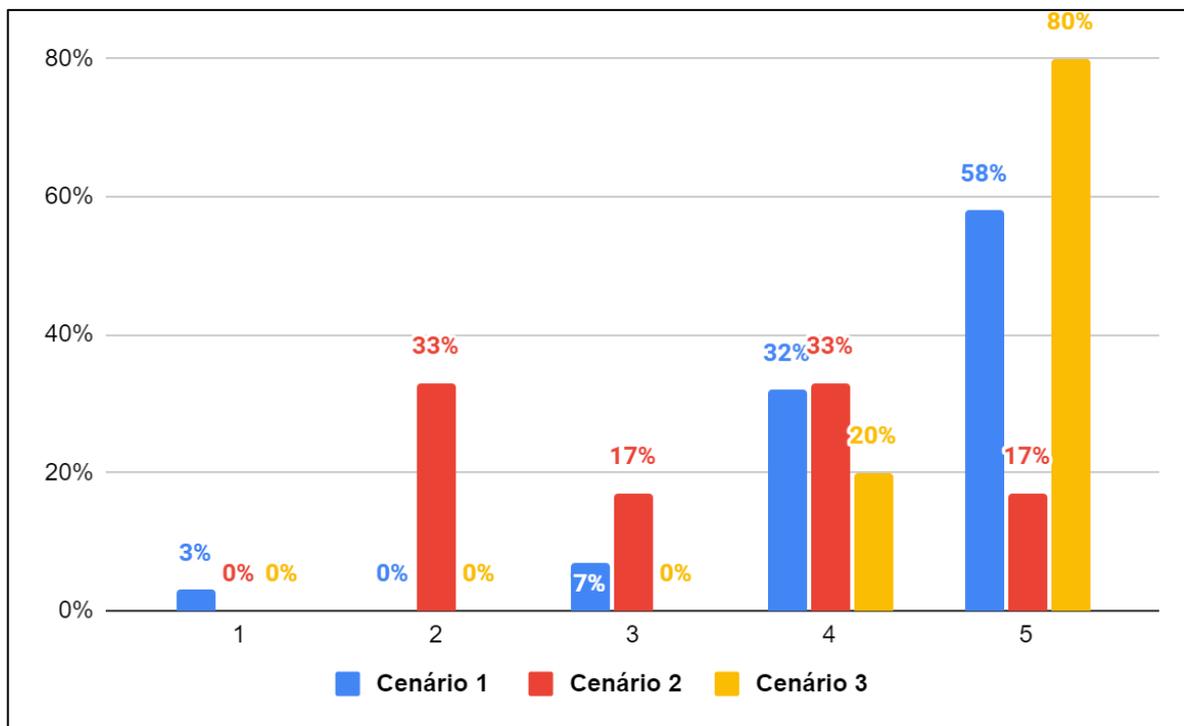
Fonte: o autor (2021).

Afirmação 5 – As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho



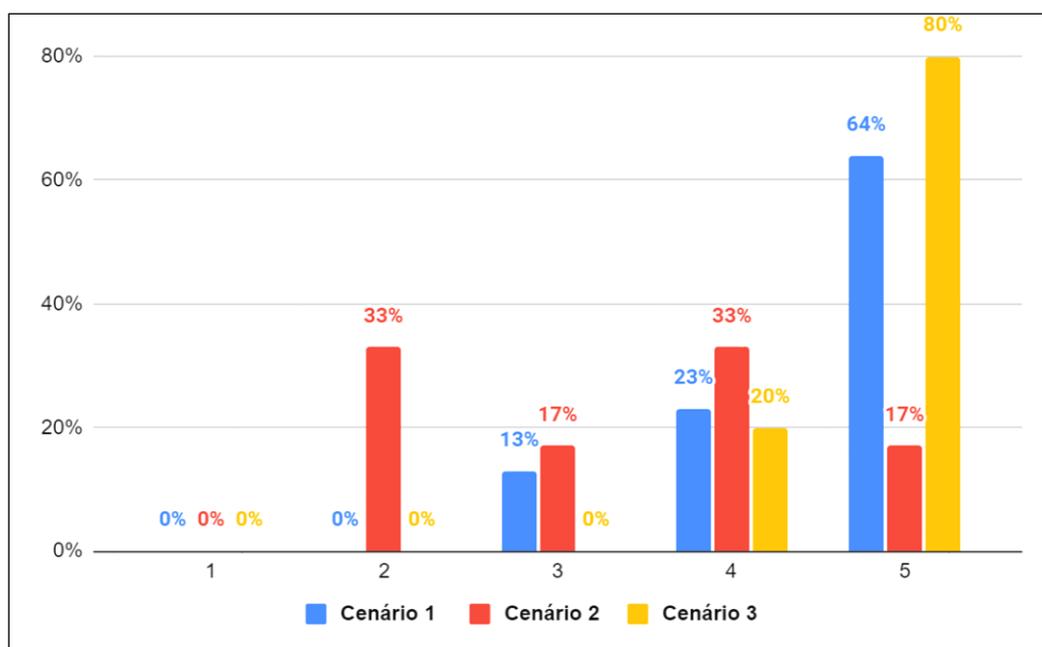
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 6 – A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado



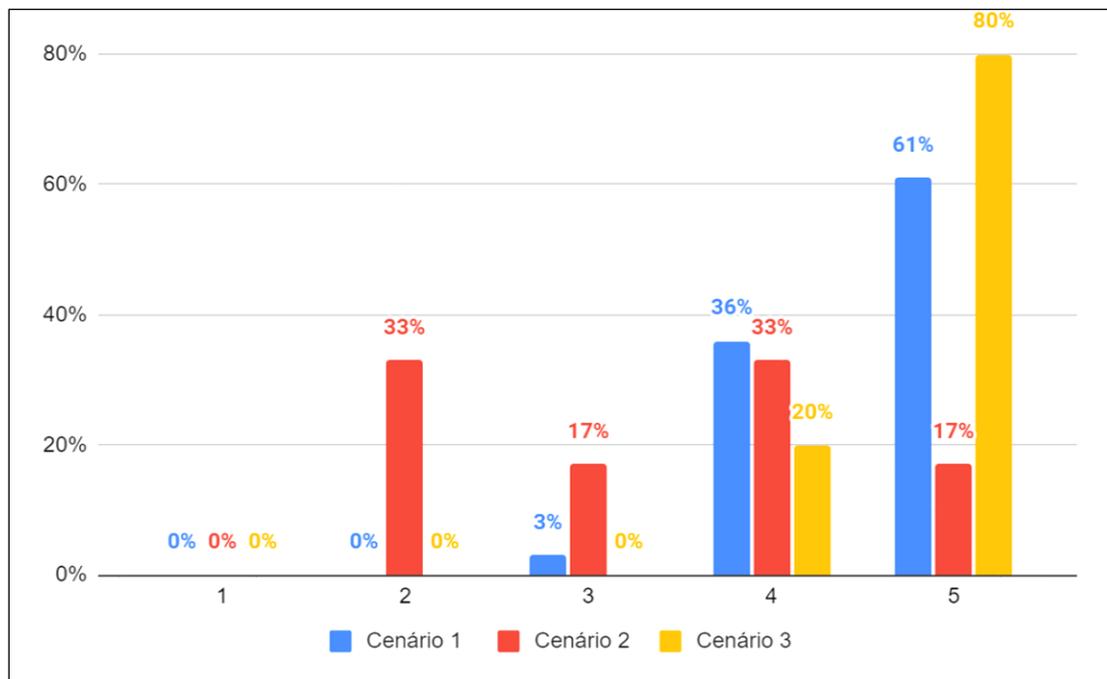
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 7 – Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo)



Fonte: o autor (2021).

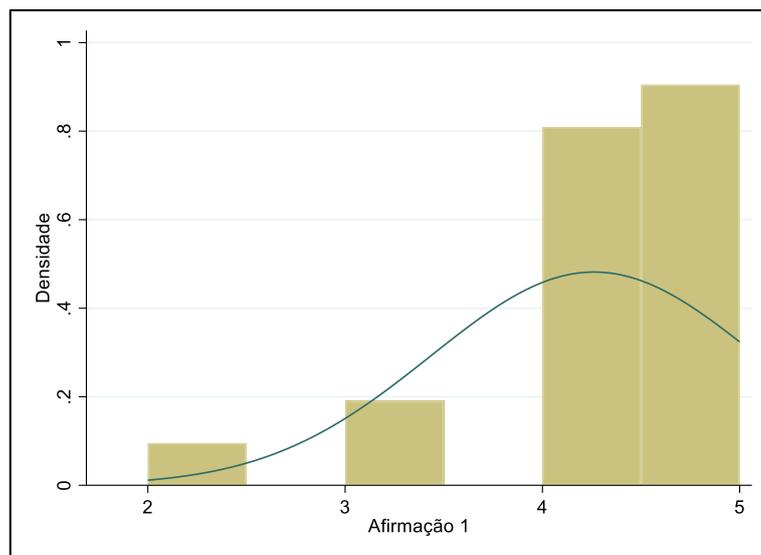
Afirmção 8 – Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis



Fonte: o autor (2021).

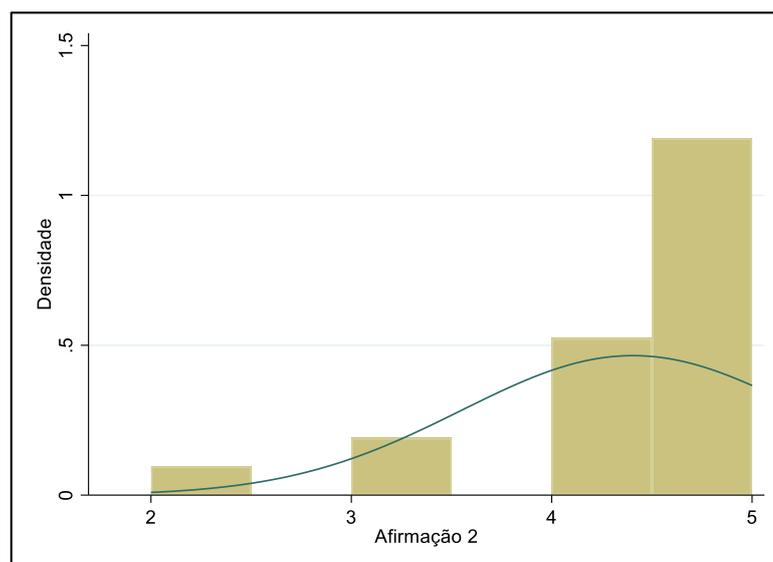
D. Histogramas com a curva de normalidade nas 8 afirmações

Afirmção 1 - A explicação inspira o participante a seguir a recomendação.



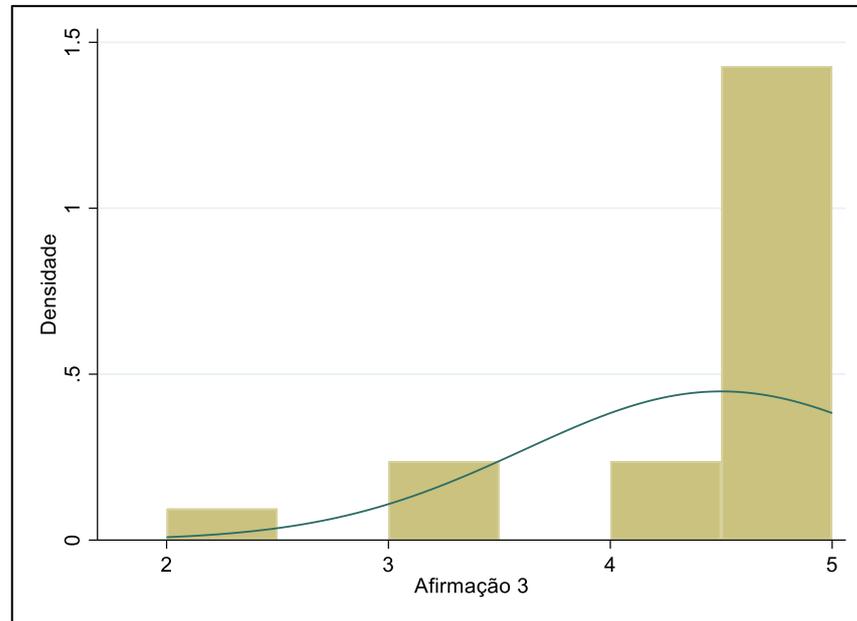
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 2 – A explicação foi importante para compreender a recomendação.



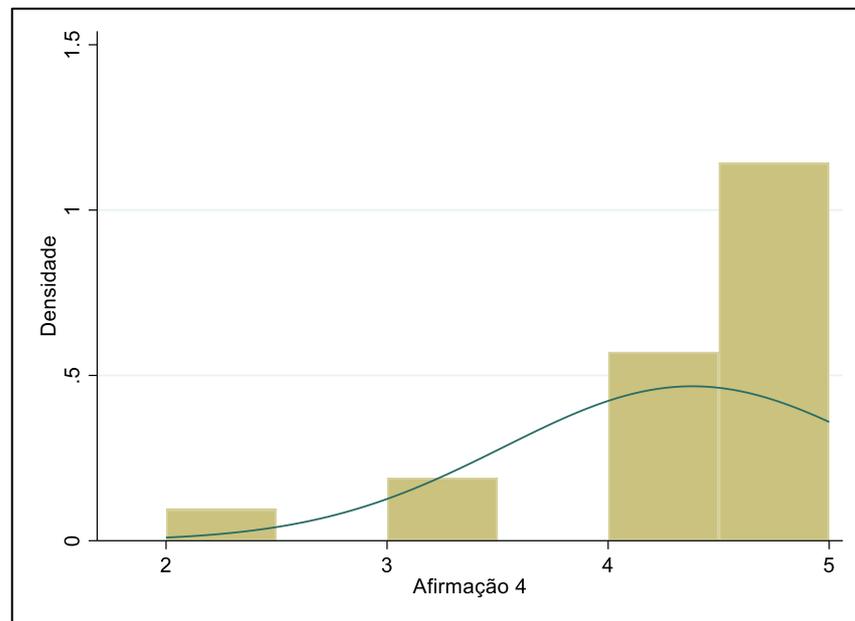
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 3 – A confiança é um fator importante na decisão de aceitar uma recomendação.



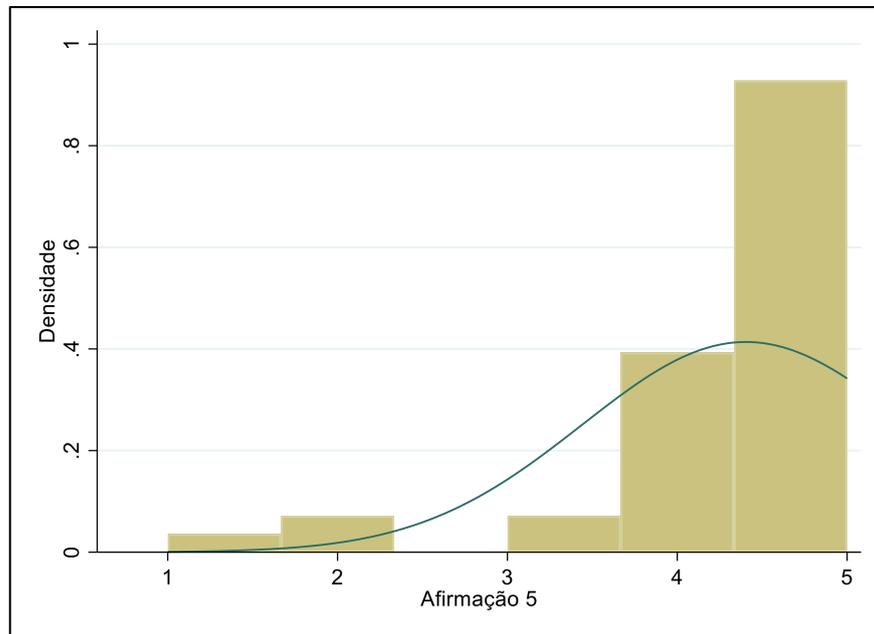
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 4 – A explicação agrega confiança à recomendação.



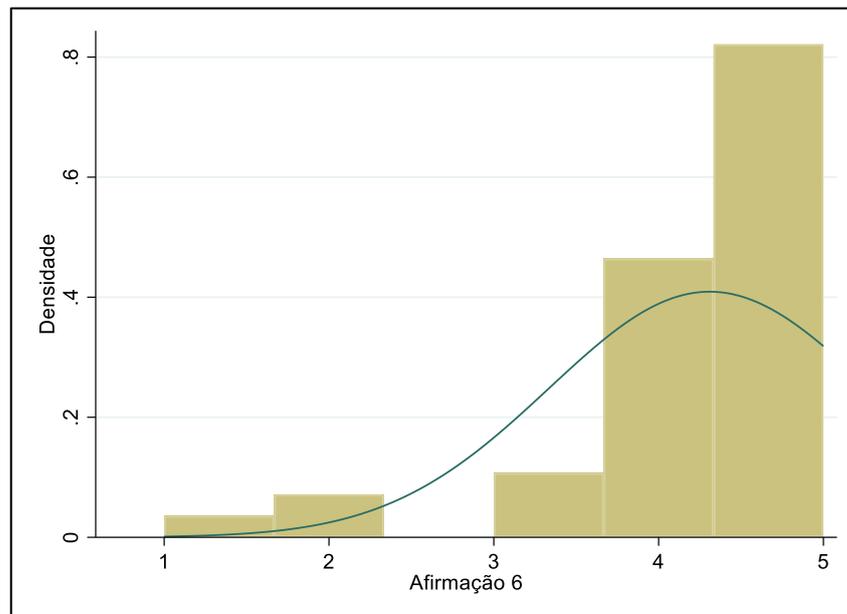
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 5 – As recomendações me ajudariam a identificar o que fazer para melhorar meu desempenho.



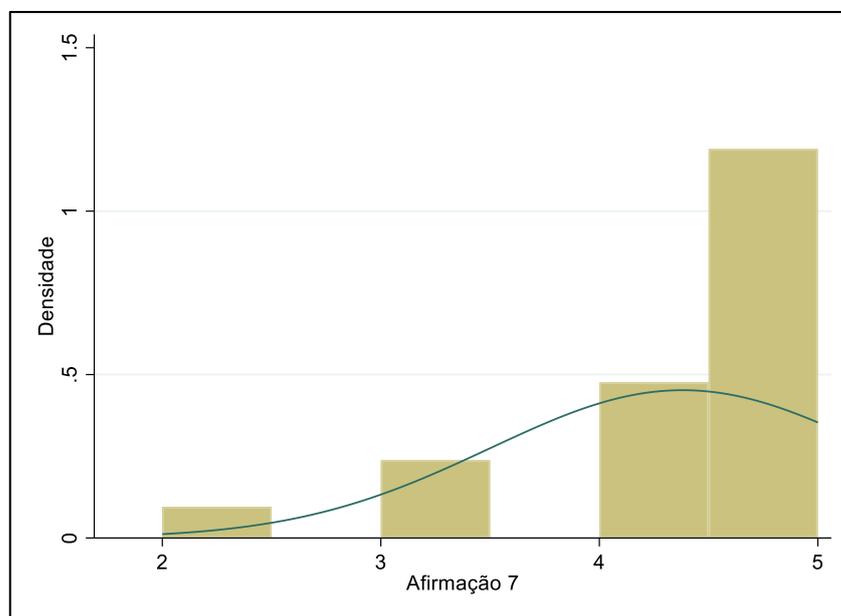
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 6 – A recomendação escolhida tornaria o meu estudo mais focado/guiado.



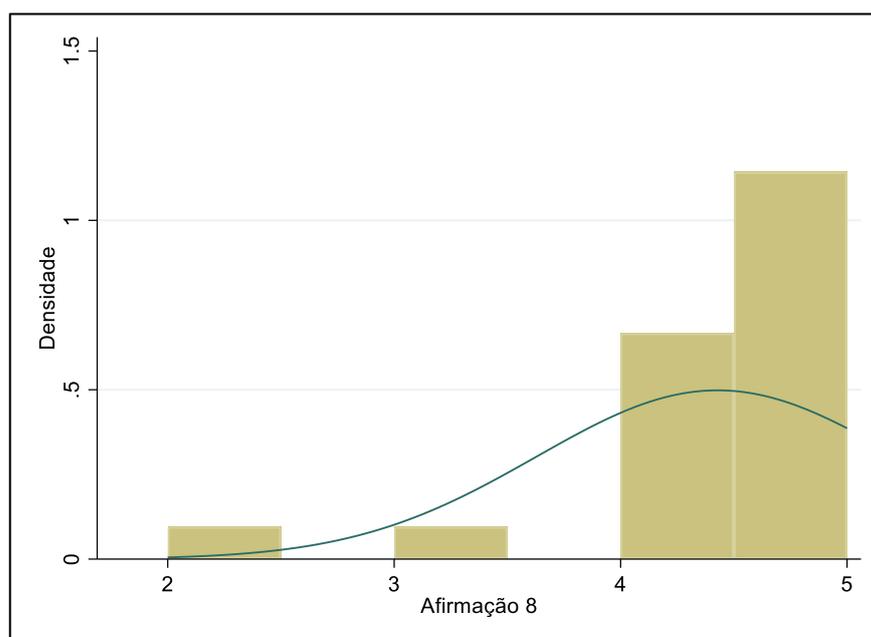
Fonte: o autor (2021).

Afirmção 7 – Gostaria de receber recomendações pedagógicas no dia a dia (aprendizagem/estudo).



Fonte: o autor (2021).

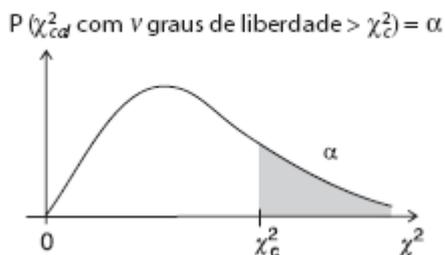
Afirmção 8 – Eu utilizaria as recomendações se elas estivessem disponíveis.



Fonte: o autor (2021).

Anexo

Tabela C Distribuição Qui-quadrado



Valores críticos (unilaterais à direita) da distribuição Qui-Quadrado

Graus de liberdade v	0,99	0,975	0,95	0,9	0,1	0,05	0,025	0,01	0,005
1	0,000	0,001	0,004	0,016	2,706	3,841	5,024	6,635	7,879
2	0,020	0,051	0,103	0,211	4,605	5,991	7,378	9,210	10,597
3	0,115	0,216	0,352	0,584	6,251	7,815	9,348	11,345	12,838
4	0,297	0,484	0,711	1,064	7,779	9,488	11,143	13,277	14,860
5	0,554	0,831	1,145	1,610	9,236	11,070	12,832	15,086	16,750
6	0,872	1,237	1,635	2,204	10,645	12,592	14,449	16,812	18,548
7	1,239	1,690	2,167	2,833	12,017	14,067	16,013	18,475	20,278
8	1,647	2,180	2,733	3,490	13,362	15,507	17,535	20,090	21,955
9	2,088	2,700	3,325	4,168	14,684	16,919	19,023	21,666	23,589
10	2,558	3,247	3,940	4,865	15,987	18,307	20,483	23,209	25,188
11	3,053	3,816	4,575	5,578	17,275	19,675	21,920	24,725	26,757
12	3,571	4,404	5,226	6,304	18,549	21,026	23,337	26,217	28,300
13	4,107	5,009	5,892	7,041	19,812	22,362	24,736	27,688	29,819
14	4,660	5,629	6,571	7,790	21,064	23,685	26,119	29,141	31,319
15	5,229	6,262	7,261	8,547	22,307	24,996	27,488	30,578	32,801
16	5,812	6,908	7,962	9,312	23,542	26,296	28,845	32,000	34,267
17	6,408	7,564	8,672	10,085	24,769	27,587	30,191	33,409	35,718
18	7,015	8,231	9,390	10,865	25,989	28,869	31,526	34,805	37,156
19	7,633	8,907	10,117	11,651	27,204	30,144	32,852	36,191	38,582
20	8,260	9,591	10,851	12,443	28,412	31,410	34,170	37,566	39,997
21	8,897	10,283	11,591	13,240	29,615	32,671	35,479	38,932	41,401
22	9,542	10,982	12,338	14,041	30,813	33,924	36,781	40,289	42,796

Fonte: Fávero (2015)