



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PIAUÍ
Doutorado em Ciência da Computação Associação
UFMA/UFPI

Alana de Araújo Oliveira Meireles Teixeira

**Uma Metodologia Baseada em Estilos de Aprendizagem
para Recomendação e Adaptação de Recursos
Educaçãois**

Orientador: Prof. Dr. Carlos de Salles Soares Neto

Co-orientadora: Profa. Dra. Ana Estela Haddad

São Luís - MA
Novembro, 2023

Alana de Araújo Oliveira Meireles Teixeira

**Uma Metodologia Baseada em Estilos de Aprendizagem
para Recomendação e Adaptação de Recursos
Educaçãoais**

TESE DE DOUTORADO

Tese apresentada como requisito parcial para
obtenção do título de Doutora em Ciência da
Computação, ao Doutorado em Ciência da
Computação, Associação UFMA/UFPI.

Orientador: Prof. Dr. Carlos de Salles Soares Neto
Co-orientador: Profa. Dra. Ana Estela Haddad

São Luís - MA
Novembro, 2023

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

DE ARAUJO OLIVEIRA MEIRELES TEIXEIRA, ALANA.

Uma Metodologia Baseada em Estilos de Aprendizagem para
Recomendação e Adaptação de Recursos Educacionais / ALANA
DE ARAUJO OLIVEIRA MEIRELES TEIXEIRA. - 2023.
104 f.

Coorientador(a): ANA ESTELA HADDAD.

Orientador(a): CARLOS DE SALLES SOARES NETO.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação Doutorado
em Ciência da Computação - Associação UFMA/UFPI,
Universidade Federal do Maranhão, SÃO LUIS, 2023.

1. Adaptação de interface. 2. Educação adaptativa. 3.
Educação a distância. 4. Estilos de aprendizagem. 5.
Recomendação de conteúdo. I. DE SALLES SOARES NETO,
CARLOS. II. HADDAD, ANA ESTELA. III. Título.

Alana de Araújo Oliveira Meireles Teixeira

Uma Metodologia Baseada em Estilos de Aprendizagem para Recomendação e Adaptação de Recursos Educaçãoais

A presente Tese de Doutorado foi avaliada e aprovada por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. Carlos de Salles Soares Neto

Orientador
Universidade Federal do Maranhão

Profa. Dra. Ana Estela Haddad

Co-orientadora
Universidade de São Paulo

Profa. Dra. Ellen Francine Barbosa

Examinadora Externa
Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Celso Alberto Saibel Santos

Examinador Externo
Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Dr. Davi Viana dos Santos

Examinador Interno
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Luis Jorge Enrique Rivero Cabrejos

Examinador Interno
Universidade Federal do Maranhão

Certificamos que esta é a versão original e final da Tese de Doutorado que foi julgada aprovada para obtenção do título de Doutora em Ciência da Computação.

Prof. Dr. Carlos de Salles Soares Neto

Orientador

Prof. Dr. Rodrigo de Melo Souza Veras

Coordenador

São Luís - MA, 17 de Novembro de 2023

Aos meus, àqueles cujas presenças, mesmo que silenciosas, de maneiras inexprimíveis em palavras, ocupam os espaços mais profundos do meu coração.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço à minha família, meu porto seguro, deixo aqui registrada minha eterna gratidão. Agradeço, de forma especial e profundamente emocionada, ao meu marido e à nossa filha, que é a luz que ilumina e motiva os meus dias. Ao meu marido, por tudo que representa. Sua trajetória comigo na academia foi única: de orientador de graduação e mestrado a coorientador de doutorado, e mesmo quando circunstâncias nos levaram a substituir papéis formais, sua fé, apoio e dedicação jamais vacilaram. Acreditar, incentivar, participar, apoiar... são apenas algumas das ações que você desempenhou com maestria ao longo deste percurso. Seria impossível enumerar tudo o que fez e continua fazendo por mim e por nossa jornada acadêmica e pessoal conjunta. Agradeço não apenas pelo profissional incrível que é, mas principalmente pelo companheiro dedicado e amoroso que tenho a sorte de ter ao meu lado.

Aos meus pais e irmãos, meu alicerce, minha base, minha origem, agradeço por cada palavra de incentivo, por cada gesto de carinho e compreensão. Em especial, à minha irmã Alessandra, que com sua força e incentivo sempre me fez querer ser uma versão melhor de mim mesma.

Gostaria de agradecer ao meu orientador, Prof. Dr. Carlos de Salles Soares Neto. Desde os tempos de mestrado, sua presença constante e apoio incondicional foram fundamentais para minha trajetória acadêmica. Ter a oportunidade de trabalhar ao seu lado, primeiro como orientanda e posteriormente no mesmo laboratório como colega de pesquisa, é uma honra e um privilégio.

Também gostaria de expressar minha profunda admiração e gratidão à minha coorientadora, Profa. Dra. Ana Estela Haddad. Admiro enormemente sua capacidade de executar tudo com tanta maestria. Sinto-me verdadeiramente lisonjeada por ter tido a oportunidade de conviver e conhecer, ainda que brevemente, uma profissional e pessoa tão inspiradora como ela. A sua dedicação e paixão pelo que faz foram uma fonte constante de inspiração para mim ao longo desta jornada.

Agradeço imensamente à UNASUS/UFMA, especialmente materializada na figura da Profa. Dra. Ana Emília Figueiredo de Oliveira. Esta entidade tem sido um berço de conhecimento, profissionalismo e dedicação, levando com primazia e excelência o nome da nossa instituição aos mais diversos cantos do mundo através da educação a distância. Foi neste cenário de comprometimento e inovação que tive a honra de executar a pesquisa desenvolvida nesta tese.

Gostaria de agradecer à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível

Superior (CAPES) pelo fundamental apoio à pesquisa no Programa de Doutorado em Ciência da Computação (DCCMAPI). Estendo meus agradecimentos à Universidade Federal do Maranhão (UFMA), em especial aos meus colegas da Engenharia da Computação, que me acolheram como docente e permitiram que eu trilhasse esta importante etapa acadêmica. Agradeço também a toda a equipe do programa de pós-graduação que, com dedicação e empenho, proporciona um ambiente de excelência para o desenvolvimento científico.

Por fim, mas não menos importante, quero expressar minha profunda gratidão a todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para minha formação acadêmica. Cada contribuição, conselho, crítica ou palavra de incentivo foram fundamentais para que eu chegasse até aqui.

“Não há caminho errado. O aprendizado e a experiência estão em todos os caminhos.”

(Zíbia Gasparetto)

Resumo

A evolução da educação no contexto digital trouxe consigo desafios e oportunidades inéditas. No centro desses desafios está a necessidade de reconhecer e atender as individualidades dos aprendizes em ambientes que muitas vezes são vastos e heterogêneos. Este trabalho se concentra em entender e explorar a relevância dos estilos de aprendizagem em ambientes virtuais de aprendizagem (AVAs). Em uma abordagem tríplice, este trabalho aborda: *(i)* a recomendação de conteúdo personalizado baseada em estilos de aprendizagem – visando otimizar a experiência educacional tanto para educadores quanto para alunos; *(ii)* a adaptação da interface de Ambientes Virtuais de Aprendizagem – propondo alterações que personalizam a experiência de aprendizado com base nos estilos individuais de aprendizagem do aluno; *(iii)* a investigação empírica da influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico. Um estudo de caso em um curso autoinstrucional de Odontologia revelou que o desempenho dos alunos estava significativamente correlacionado com a compatibilidade entre seus estilos de aprendizagem e o design pedagógico do curso. Estas descobertas reforçam a ideia de que, para maximizar a autonomia e eficácia da aprendizagem online, é essencial considerar os estilos de aprendizagem individuais dos alunos. Ao fazer isso, podemos avançar em direção a um paradigma educacional que não apenas reconhece a diversidade dos aprendizes, mas também se adapta a ela.

Palavras-chave: estilos de aprendizagem, recomendação de conteúdo, adaptação de interface, educação a distância, educação adaptativa.

Abstract

The evolution of education in the digital context has brought with it unprecedented challenges and opportunities. At the heart of these challenges is the need to recognize and address the individualities of learners in environments that are often vast and heterogeneous. This work focuses on understanding and exploring the relevance of learning styles in learning management systems (LMSs). Using a threefold approach, this study addresses: *(i)* The recommendation of personalized content based on learning styles, aiming to optimize the educational experience for both educators and students. *(ii)* The adaptation of the LMS interface, proposing changes that customize the learning experience based on the individual learning styles of the student. *(iii)* The empirical investigation of the influence of learning styles on academic performance. A case study in a self-instructional Dentistry course revealed that student performance was significantly correlated with the compatibility between their learning styles and the course design. These findings reinforce the idea that, to maximize the autonomy and efficacy of online learning, it is essential to consider the individual learning styles of students. By doing so, we can move towards an educational paradigm that not only recognizes the diversity of learners but also adapts to it.

Keywords: learning styles, content recommendation, interface adaptation, distance education, adaptive education.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Níveis de adaptabilidade	22
Figura 2 – Filtragem baseada em usuário para recomendação de produtos	26
Figura 3 – Filtragem baseada em item para recomendação de produtos	27
Figura 4 – Metodologia Proposta	42
Figura 5 – Etapas do processo de recomendação de conteúdo proposto	43
Figura 6 – Fluxo da metodologia	44
Figura 7 – Resultado do estilo de aprendizagem de um indivíduo de acordo com a abordagem Honey-Mumford	47
Figura 8 – Recomendação de conteúdo educacional ponderada pela semelhança de estilo de aprendizagem	48
Figura 9 – Painel do Usuário	49
Figura 10 – Catálogo de Conteúdos	50
Figura 11 – <i>Template</i> para as telas	58
Figura 12 – Paletas para os estilos de aprendizagem	59
Figura 13 – Tela 1: <i>Minhas Turmas</i> para o estilo ativista	59
Figura 14 – Tela 1: <i>Minhas Turmas</i> para o estilo reflexivo	60
Figura 15 – Tela 1: <i>Minhas Turmas</i> para o estilo teórico	60
Figura 16 – Tela 1: <i>Minhas Turmas</i> para o estilo pragmático	61
Figura 17 – Tela 2: Turma para o estilo ativista	63
Figura 18 – Tela 2: Turma para o estilo reflexivo	63
Figura 19 – Tela 2: Turma para o estilo teórico	64
Figura 20 – Tela 2: Turma para o estilo pragmático	64
Figura 21 – Tela 3: Conteúdo para o estilo ativista	66
Figura 22 – Tela 3: Conteúdo para o estilo reflexivo	67
Figura 23 – Tela 3: Conteúdo para o estilo teórico	67
Figura 24 – Tela 3: Conteúdo para o estilo pragmático	68
Figura 25 – Tela da turma do professor	71
Figura 26 – Tela do conteúdo do professor	72
Figura 27 – Proporção de estudantes por nível de preferência em cada estilo de aprendizagem	79
Figura 28 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes reflexivos	79
Figura 29 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes teóricos	80
Figura 30 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes pragmáticos	80

Lista de tabelas

Tabela 1 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno ativista	37
Tabela 2 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno reflexivo	37
Tabela 3 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno teórico	38
Tabela 4 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno pragmático	38
Tabela 5 – Atividades favoráveis e desfavoráveis aos estilos de aprendizagem .	52
Tabela 6 – Características dos estilos de aprendizagem de Honey e Mumford .	53
Tabela 7 – Modelo de adaptação de interface	57
Tabela 8 – Plano de aula do professor em um AVA adaptativo	70
Tabela 9 – Quantidade de recursos por estilo de aprendizagem no curso	78
Tabela 10 – Coeficientes de correlação entre estilos de aprendizagem	80
Tabela 11 – Resultado do teste de qui-quadrado estilos de aprendizagem x aprovação	81
Tabela 12 – Resultados do teste de diferença de desempenho de ativos (sim ou não)	82
Tabela 13 – Produções científicas em relação ao método proposto	93
Tabela 14 – Produções científicas desde o ingresso no doutorado	93
Tabela 15 – Produção Técnica	95

Lista de abreviaturas e siglas

AdUI	<i>Adaptable User Interface</i>
AUI	<i>Adaptive User Interface</i>
AVA	<i>Ambiente Virtual de Aprendizagem</i>
BCa	<i>Bootstrap Bias-Corrected and accelerated</i>
BICT	<i>Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia</i>
CA	<i>Conceitualização Abstrata</i>
DCNT	<i>Doença Crônica Não-Transmissível</i>
DM	<i>Diabetes Mellitus</i>
DRC	<i>Doença Renal Crônica</i>
EA	<i>Experimentação Ativa</i>
EC	<i>Experiência Concreta</i>
FE	<i>Forma de Exploração</i>
HAS	<i>Hipertensão Arterial Sistêmica</i>
INPI	<i>Instituto Nacional da Propriedade Industrial</i>
LMS	<i>Learning Management Systems</i>
LSI	<i>Learning Styles Inventory</i>
LSQ	<i>Learning Styles Questionnaire</i>
LTRP	<i>Long Tail Recommendation Problem</i>
MOOC	<i>Massive Open On-line Course</i>
OA	<i>Objeto de Aprendizagem</i>
OC	<i>Ordem de Composição</i>
OD	<i>Ordem de Detalhamento</i>
OR	<i>Observação Reflexiva</i>

SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
UX	<i>User eXperience</i>
UNASUS	<i>Universidade Aberta do Sistema Único de Saúde</i>
VSM	<i>Vector Space Model</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Contextualização	17
1.2	Justificativa	17
1.3	Motivação	18
1.4	Objetivo Geral	18
1.5	Objetivos Específicos	19
1.6	Organização do Trabalho	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	Estilos de Aprendizagem	20
2.1.1	Estilos de Aprendizagem de Kolb e Ciclo de Aprendizagem Experiencial	20
2.1.2	Estilos de Aprendizagem de Honey e Mumford	20
2.2	Adaptação de Interface	21
2.2.1	Tipos de adaptação	21
2.2.2	Aspectos e técnicas de adaptação no AVA	23
2.2.2.1	Adaptação da informação	23
2.2.2.2	Adaptação da navegação	23
2.2.2.3	Adaptação da apresentação	23
2.2.2.4	Técnicas de adaptação	23
2.3	Sistemas de Recomendação	24
2.3.1	Filtragem Colaborativa	25
2.3.1.1	Filtragem Baseada em usuário	26
2.3.1.2	Filtragem Baseada em item	26
2.3.2	Filtragem Demográfica	27
2.3.3	Recomendação Baseada em Conteúdo	28
2.3.4	Recomendação Baseada em Conhecimento	28
2.3.5	Recomendação híbrida	28
2.3.6	Cálculo de Semelhança	29
3	TRABALHOS RELACIONADOS	30
3.1	Recomendação de Conteúdo	30
3.1.1	Recomendação personalizada baseada em estilos de aprendizagem	30
3.2	Adaptação de interface	31
3.2.1	Estratégias de ensino de Groat e Musson (1995)	31
3.2.2	Adaptação de material didático por Valley (1997)	32

3.2.3	Estratégias e diretrizes de Adaptação por Magoulas, Papanikolaou e Grigoriadou (2003)	32
3.2.4	Mecanismos de ensino e avaliação por Lowery (2009)	33
3.2.5	Modelos por Sangvigit, Mungsing e Theerarougchaisri (2012)	34
3.2.6	Sistema educacional adaptativo de Drissi e Amirat (2016)	35
3.2.7	Considerações Finais	36
3.3	Desempenho de Estudantes	38
3.3.1	Desempenho acadêmico em curso de contabilidade	39
3.3.2	Estilos de aprendizagem e a efetividade do aprendizado híbrido	39
3.3.3	Estilos de aprendizagem no design de cursos online	40
4	METODOLOGIA	41
4.1	Recomendação de conteúdo baseada em estilos de aprendizagem	42
4.2	Adaptação de Interface baseada em estilos de aprendizagem	43
4.3	Influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico	43
5	RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDO BASEADA EM ESTILOS DE APRENDIZAGEM	45
5.1	Introdução	45
5.2	Recomendador baseado em estilos de aprendizagem	45
5.2.1	Arquitetura do recomendador	46
5.2.2	Resultados e Discussão	48
6	ADAPTAÇÃO DE INTERFACE BASEADA EM ESTILOS DE APRENDIZAGEM	51
6.1	Características relevantes dos estilos de aprendizagem	51
6.2	Modelo de adaptação	53
6.2.1	Aluno ativista	54
6.2.2	Aluno reflexivo	55
6.2.3	Aluno teórico	55
6.2.4	Aluno pragmático	56
6.2.5	Síntese do Modelo de adaptação	57
6.3	Protótipos para interfaces	57
6.3.1	Adaptação da tela <i>Minhas Turmas</i>	58
6.3.2	Adaptação da tela da turma	62
6.3.3	Adaptação da tela do conteúdo	65
6.4	Atuação do professor no AVA adaptativo	66
6.4.1	O papel do professor na produção de conteúdo	68
6.4.2	Interface do professor	70
6.4.3	Considerações sobre acessibilidade	72

7	INFLUÊNCIA DOS ESTILOS DE APRENDIZAGEM NO DESEMPENHO DOS ALUNOS	74
7.1	Introdução	74
7.2	Materiais e métodos	75
7.2.1	Delineamento da pesquisa e instrumento	75
7.2.2	Amostra e Coleta de Dados	76
7.2.3	Variáveis	76
7.2.4	Análise Estatística	76
7.3	Resultados	77
7.3.1	Correspondência de tipos de recursos aos estilos de aprendizagem	77
7.3.2	Caracterização da Amostra	78
7.3.3	Correlação estatística entre estilos de aprendizagem	79
7.3.4	Associação entre estilos de aprendizagem e aprovação	80
7.3.5	Impacto do estilo de aprendizagem no desempenho do curso (nota final)	82
7.4	Discussão	82
7.5	Conclusão	84
8	CONCLUSÃO	86
8.1	Contribuições	86
8.1.1	Contribuições para a Ciência da Computação	86
8.1.2	Contribuições para a Educação	88
8.2	Implicações Práticas	89
8.3	Limitações do Estudo	90
8.4	Trabalhos Futuros	91
8.5	Produção Técnica e Científica	92
8.6	Considerações Finais	95
8.7	Reflexão Pessoal	95
	APÊNDICES	97
	APÊNDICE A – FÓRMULAS PARA CÁLCULO DE DISTÂNCIAS	98
	APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO UTILIZADO - SENTENÇAS TRADUZIDAS	99
	REFERÊNCIAS	102

1 Introdução

1.1 Contextualização

O cenário educacional global tem testemunhado uma evolução constante das modalidades de ensino. Com a ascensão das plataformas digitais, a educação não está mais limitada à tradicional sala de aula presencial, mas se estende por uma variedade de ambientes, desde cursos totalmente online até modalidades híbridas. Esta transformação digital ampliou o acesso à educação para pessoas de diferentes geografias, culturas e contextos sociais, gerando salas de aula virtualmente diversificadas.

Contudo, com essa expansão geográfica e cultural, surgiu uma série de desafios para educadores e gestores acadêmicos. Em ambientes tão variados, o aprendizado autônomo torna-se fundamental, com alunos assumindo um papel ativo na condução de sua própria jornada educacional. No entanto, ser autônomo não significa caminhar sozinho. Pelo contrário, a autonomia do aluno pode ser potencializada quando os recursos e ambientes de aprendizagem são adaptados às suas necessidades e particularidades.

Dentre as características do processo de ensino, os estilos de aprendizado se destacam nesta tese, onde se buscam mecanismos capazes de classificar os alunos de acordo com a maneira mais favorável para seu aprendizado, ou seja, identificar a forma mais apropriada para os alunos aprenderem. Os desafios vão desde entender como cada aluno aprende melhor até o volume e a natureza do conteúdo a ser oferecido, sua frequência e a apresentação do que é relevante, isto é, oferecer ensino personalizado até em níveis massivos.

1.2 Justificativa

A flexibilidade da educação online torna o aprendizado autônomo uma característica intrínseca, com alunos assumindo um papel ativo na condução de sua própria jornada educacional. Embora a autonomia seja valiosa por si só, sua eficácia pode ser potencializada quando alinhada aos estilos de aprendizado individuais dos alunos. Ambientes que reconhecem e se adaptam a essas individualidades não apenas apoiam a autonomia do aluno, mas também otimizam sua capacidade de aprender e se engajar.

Seja através da recomendação de conteúdos, adaptação de interfaces ou análise do impacto desses estilos no desempenho acadêmico, é crucial que os profissionais da educação reconheçam e atendam as nuances do aprendizado autônomo em ambientes online diversificados.

1.3 Motivação

À medida que a educação se torna cada vez mais digitalizada e diversificada em sua entrega, torna-se essencial identificar e considerar as particularidades de cada aprendiz. Embora a modalidade online ofereça flexibilidade e acessibilidade sem precedentes, ela também apresenta desafios únicos, especialmente quando se trata de garantir que cada aluno tenha uma experiência educacional otimizada. Estes desafios emergem de diversas facetas da aprendizagem digital:

- **Diversidade de Aprendizes:** Em ambientes educacionais, especialmente online, os alunos vêm de diferentes contextos culturais, geográficos e socioeconômicos. Esta diversidade é uma riqueza, mas também requer que os educadores compreendam e se adaptem às várias maneiras pelas quais os alunos preferem aprender.
- **Necessidade de Personalização:** A abordagem educacional “tamanho único” está se tornando rapidamente obsoleta. Com a disponibilidade de tecnologia e dados, surge a oportunidade - e a expectativa - de oferecer experiências educacionais personalizadas que atendam as necessidades específicas de cada aluno.
- **Maximizar a Autonomia do Aluno:** A capacidade de um aluno de conduzir sua própria aprendizagem, especialmente em ambientes online, é uma competência valiosa para o século XXI. No entanto, para que essa autonomia seja verdadeiramente eficaz, os ambientes e recursos educacionais precisam ser adaptados para complementar os estilos de aprendizado individuais.
- **Desafios Práticos de Implementação:** Enquanto a teoria de estilos de aprendizagem é bem estabelecida, há desafios práticos em integrá-la efetivamente em ambientes de aprendizagem online. Soluções tecnológicas, como sistemas de recomendação e adaptação de interfaces, apresentam uma abordagem promissora, mas requerem pesquisa e desenvolvimento contínuos para garantir sua eficácia.

Diante desse cenário, a motivação desta pesquisa surge da necessidade de explorar, entender e abordar esses desafios, buscando maneiras de tornar a educação online tão personalizada, eficaz e engajadora quanto possível.

1.4 Objetivo Geral

Investigar a influência e aplicabilidade dos estilos de aprendizagem no contexto da educação a distância, buscando otimizar a experiência educacional por meio da personalização e adaptabilidade de conteúdos e ambientes educacionais.

1.5 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral deste trabalho, faz-se necessário cumprir com os seguintes objetivos específicos:

- Identificar o perfil de alunos segundo a teoria de estilos de aprendizagem;
- Explorar a recomendação de conteúdo personalizado;
- Prover a adaptação da interface de Ambientes Virtuais de Aprendizagem;
- Analisar a compatibilidade entre recursos educacionais e o perfil dos alunos;
- Investigar a influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico.

1.6 Organização do Trabalho

Este capítulo introdutório apresentou uma visão geral do contexto e da relevância da pesquisa, bem como a problemática abordada. Os demais capítulos deste trabalho foram organizados em:

- O Capítulo 2 aborda as principais teorias e conceitos que sustentam o estudo. Abrange tópicos como estilos de aprendizagem, adaptação de interface e sistemas de recomendação.
- O Capítulo 3 apresenta um resumo dos trabalhos relacionados aos tópicos de interesse, identificando estudos anteriores e suas contribuições para a área.
- O Capítulo 4 descreve as abordagens e técnicas utilizadas na pesquisa, incluindo de forma resumida a metodologia empregada para recomendação de conteúdo e a adaptação de interfaces proposta.
- Em seguida, nos Capítulos 5, 6, 7, cada componente da abordagem é tratado de forma detalhada: no Capítulo 5, a recomendação de conteúdo; no Capítulo 6, os detalhes da implementação do modelo de adaptação de interface de ambientes virtuais proposto; e, no Capítulo 7, a influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico.
- Finalmente, o Capítulo 8 apresenta principais contribuições da pesquisa, discute suas implicações e sugere direções para pesquisas futuras.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Estilos de Aprendizagem

Cada ser humano tem seu próprio modo de aprender, aqueles que aprendem fazendo e aqueles que observam, aqueles que são multitarefas e aqueles que precisam se concentrar em uma tarefa de cada vez. Vários estudos visam classificar os alunos de acordo com a forma mais favorável ao seu aprendizado, ou seja, de acordo com o seu estilo de aprendizagem, buscando identificar a melhor maneira para que um aluno assimile o conhecimento que lhe é transmitido.

2.1.1 Estilos de Aprendizagem de Kolb e Ciclo de Aprendizagem Experiencial

Para Kolb ([KOLB, 1984](#); [KOLB, 2014](#)), aprender é o processo pelo qual o conhecimento é criado através da transformação da experiência. E o conhecimento não é algo que pode simplesmente ser transmitido ou adquirido, é o resultado de um processo e pode ser criado e recriado continuamente. Kolb também acredita que as pessoas podem ser classificadas de acordo com sua forma de aprender em estilos de aprendizagem (ou preferências) como divergente, convergente, assimilador e acomodador. Esta classificação pode ser usada para fornecer aos professores informações para que considerem a melhor maneira pela qual seus alunos podem aprender e, assim, possam alcançar maior sucesso em seu ensino.

2.1.2 Estilos de Aprendizagem de Honey e Mumford

Honey e Mumford identificaram, com base no trabalho de Kolb, quatro estilos de aprendizagem ou preferências: Ativista, Teórico, Pragmático e Reflexivo. Os autores recomendam que, para maximizar o aprendizado pessoal, cada aluno deve conhecer seu próprio estilo de aprendizagem e depois buscar oportunidades para aprender usando esse estilo. Os quatro estilos de aprendizagem caracterizados por Honey e Mumford são ativista, reflexivo, teórico e pragmático ([ROSEWELL, 2005](#)). Ativistas não mostram preconceito ao entrar em novas experiências e também mostram habilidade para trabalhar com pessoas. Reflexivos mostram uma preferência por analisar experiências de diferentes ângulos e precisam de tempo para refletir sobre suas circunstâncias antes de estabelecer um curso de ação. De acordo com teóricos, a aprendizagem depende de sua compreensão de conceitos, modelos e teorias, apresentando sua habilidade de sintetizar e analisar informações. Finalmente, pragmáticos precisam entender os benefícios práticos

de aplicar a teoria no mundo real e se sentem à vontade seguindo um curso de ação predefinido.

2.2 Adaptação de Interface

Nas últimas décadas, o desenvolvimento tecnológico e informacional transformou as atividades laborais e cotidianas dos seres humanos. Como consequência, as formas de ensino e aprendizagem também sofreram alterações. Desta forma, os Ambientes Virtuais de Aprendizagens (AVAs) surgiram como uma ferramenta tecnológica para atender demandas educacionais, tanto a nível acadêmico quanto corporativo. Um AVA propõe-se a ser uma ferramenta para facilitar o processo de aprendizagem, visto que, em diversas situações, atua como intermediário entre o educador e o estudante.

Embora sejam tradicionalmente atrelados a Educação a Distância, os Ambientes Virtuais de Aprendizagem também são utilizados como suporte para aulas presenciais em virtude dos recursos disponíveis. Os recursos oferecidos podem ser enquadrados em quatro eixos principais: informação e documentação; comunicação; gerenciamento pedagógico e administrativo; e produção (PEREIRA et al., 2007). Na situação atual, com o ensino remoto emergencial, os espaços virtuais são a única alternativa para a manutenção das atividades acadêmicas e, desse modo, os ambientes virtuais de aprendizagem estabelecem-se como instrumentos significativos para a educação como um todo.

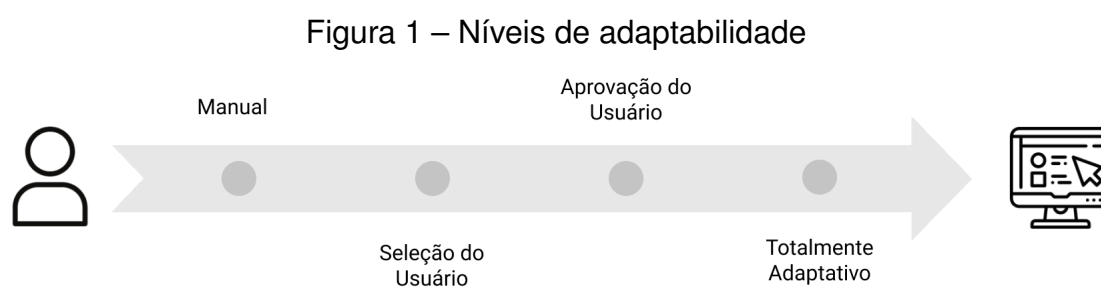
A personalização do AVA surge, então, como um meio de fortalecer a experiência de aprendizagem (COSSUL et al., 2020; THYAGHARAJAN; NAYAK, 2007). Essa personalização ocorre mediante critérios extraídos do perfil do usuário. Dentre estes, destacam-se os estilos de aprendizagem, visto que podem ser empregados para regular as estratégias de ensino, pois, conforme mencionado por Schmeck (1998), evidenciam informações relevantes sobre o indivíduo. Destaca-se, ademais, que personalizar um ambiente requer a compreensão dos aspectos a serem adaptados e as formas como essa adaptação pode ser implementada.

2.2.1 Tipos de adaptação

De modo geral, a adaptação de um sistema pode resultar em dois tipos de interface - as adaptativas e as adaptáveis. Segundo Gulla et al. (2015), uma Interface de Usuário Adaptativa (AUI, do inglês *Adaptive User Interface*) caracteriza-se por ajustar seu *template* e as ações disponíveis conforme os objetivos e necessidades vigentes do usuário. Um sistema com Interface de Usuário Adaptável (AdUI, do inglês *Adaptable User Interface*), por outro lado, possibilita ao usuário escolher a interface de sua preferência (GULLA et al., 2015).

Percebe-se, então, que o primeiro tipo refere-se às interfaces cuja adaptação ocorre de forma automática, enquanto o segundo encontra-se sob o controle do usuário. Embora sejam diferentes, é comum que as aplicações utilizem ambas as abordagens de forma complementar, isto é, enquanto um determinado aspecto pode ser adaptável, outro será adaptativo. Nesse caso, o sistema exerce controle sobre determinadas adaptações enquanto oferece ao usuário a alternativa de ajustar certos componentes conforme suas predileções pessoais.

Para [Lavie e Meyer \(2010\)](#), a adaptação de um sistema não se limita a adaptável ou adaptativa. Os autores estabelecem, desse modo, quatro níveis de adaptabilidade, os quais são classificados com base no tipo de controle reservado ao usuário, mostradas na [Figura 1](#). O primeiro nível, denominado Manual, define que todas as modificações são realizadas pelo usuário. No segundo nível, denominado Seleção do Usuário, o sistema apresenta diferentes alternativas e implementa a escolhida. Para o nível de Aprovação do Usuário, o sistema determina a interface mais apropriada sob a supervisão do usuário. Por fim, o nível Totalmente Adaptativo está sob o controle total do sistema.



Fonte: Adaptado de ([LAVIE; MEYER, 2010](#))

Para prover a adaptação nos três últimos níveis, o sistema necessita de três componentes: o Modelo de Usuário, o Modelo de Domínio e o Modelo de Adaptação ([SILVA, 2017](#)). O Modelo de Usuário, conhecido como Modelo de Aluno em sistemas de aprendizagem, representa as características significativas do aluno, entre as quais encontram-se os estilos de aprendizagem. O Modelo de Domínio “especifica o projeto conceitual de uma aplicação hipermídia adaptativa” ([AROYO et al., 2006](#), p. 8, tradução direta), uma vez que estrutura o material a ser disponibilizado ao estudante. O Modelo de Adaptação, segundo [Aroyo et al. \(2006\)](#), define a semântica da adaptação, ou seja, relaciona os dados do Modelo de Aluno ao Modelo de Domínio a fim de prover a adaptação.

No caso do Modelo de Adaptação, [Silva \(2017\)](#) estabelece os seguintes itens: Forma de Exploração (FE), Ordem de Detalhamento (OD), Ordem de Composição (OC) e Recursos. A FE refere-se à estruturação do conteúdo, a qual pode ser linear ou em rede. A OD determina se os conteúdos devem ser apresentados do geral para o específico ou vice-versa. A OC, por sua vez, estabelece a ordem em que os elementos de um conteúdo

são expostos para o aluno enquanto os Recursos referem-se aos materiais utilizados na composição dos conteúdos.

2.2.2 Aspectos e técnicas de adaptação no AVA

Segundo [Paterno e Mancini \(2000\)](#), a adaptação de um sistema web pode ocorrer em três aspectos: em nível de informação, de navegação e de apresentação. Nesta seção serão detalhadas as características principais de cada uma delas.

2.2.2.1 Adaptação da informação

A adaptação da informação é caracterizada por proporcionar alterações no conteúdo conforme os diferentes usuários atendidos pelo sistema. Percebe-se que “a personalização do conteúdo envolve a criação de materiais de aprendizagem adaptáveis, avaliação constante do nível de conhecimento do aluno e adaptação dos materiais de aprendizagem adequados” ([THYAGHARAJAN; NAYAK, 2007](#), p. 829, tradução direta). Portanto, esse aspecto da adaptação exige armazenar dados sobre os conhecimentos prévios do aluno e mapear a sua progressão no conteúdo a fim de estabelecer se o mesmo atende a requisitos de acesso às novas etapas de um curso, por exemplo.

2.2.2.2 Adaptação da navegação

A adaptação da navegação tem como objetivo evitar a desorientação do usuário no espaço virtual. Para implementá-la, [Paterno e Mancini \(2000\)](#) sugerem que a apresentação dos *links* deve corresponder tanto aos objetivos quanto às características individuais do usuário. Nessa perspectiva, esse aspecto prioriza o processo de aprendizagem, posto que provoca a redução do tempo de navegação.

2.2.2.3 Adaptação da apresentação

A adaptação da apresentação pode ser definida como a “mudança do modo de visualização do conteúdo e dos objetos de interação” ([BATISTA, 2008](#)). Conforme [Paterno e Mancini \(2000\)](#), a adaptação desse aspecto possibilita ofertar mídias, *layouts* e demais componentes visíveis para usuários com diferentes perfis.

2.2.2.4 Técnicas de adaptação

Para prover as adaptações dos níveis supracitados, [Batista \(2008\)](#) sugere oito técnicas, assim como estabelece diretrizes para fins de viabilizá-las na interface.

Na adaptação da informação ou conteúdo, tem-se as técnicas *Stretchtext*, Fragmento Condicional e Variantes de Página ([BATISTA, 2008](#)). A primeira técnica refere-se à remoção ou expansão de conteúdo adicional na perspectiva do usuário escolher o texto a ser expandido. Por outro lado, no emprego do Fragmento Condicional, o

sistema estabelece a partir de condições quais textos devem ser exibidos. A técnica de Variantes de Página, por sua vez, consiste em adequar a linguagem de um texto aos diferentes usuários, o que resulta em variantes de um mesmo conteúdo.

Para a navegação, [Batista \(2008\)](#) recomenda quatro possíveis técnicas: Orientação Direta, Anotação de *Links*, Ocultação/Remoção de *Links* e Ordenação de *Links*. A Orientação Direta busca indicar ao usuário o *link* mais apropriado para o cumprimento de seus objetivos. A Anotação de *Links*, por sua vez, comunica a relevância dos *links* de forma visual. Com a técnica de Ocultação/Remoção de *Links*, o sistema restringe o espaço de navegação, posto que oculta *links* irrelevantes. Por fim, a Ordenação de *Links* apresenta-os em ordem decrescente de relevância. Em um ambiente de aprendizagem virtual, pode-se utilizar a representação visual da Anotação de *Links* para fins de apresentação da relevância de um conteúdo, por exemplo.

Para a adaptação da apresentação, [Batista \(2008\)](#) apresenta a técnica de Variantes de Página. Em síntese, o emprego da mesma nesse aspecto está relacionado ao seu objetivo de “disponibilizar objetos de interação, comunicação e tratamento visual apropriados às características do usuário” ([BATISTA, 2008](#), p. 91). Logo, a ordem de apresentação dos conteúdos assim como a paleta de cores do *layout* são pontos de possível adaptação. Em resumo, o primeiro oportuniza ao usuário conhecer um conteúdo a partir de algo que apresente maior impacto nas suas preferências de aprendizagem.

Com relação às cores, [Velasco et al. \(2010\)](#) afirma que, em uma representação gráfica, a cor constitui-se como o elemento mais notório para expressão de informações e sensações, o que influencia a percepção e o comportamento do observador. Então, ao exibir uma paleta que corresponda às características de determinado estilo, proporciona-se o estímulo do aprendizado. A técnica de Variantes de Página, em relação a adaptação, favorece o aumento da motivação e do interesse do aluno durante o aprendizado.

2.3 Sistemas de Recomendação

Os sistemas de recomendação têm sido umas das grandes aplicações diretas da inteligência artificial na vida das pessoas. Devido ao grande volume de dados que são gerados diariamente na internet, é comum sistemas integrados a sites para filtrar produtos e serviços com grande chance de agradar o usuário. Eles funcionam como um amigo, que conhecendo o seu gosto, recomenda sites, vídeos, filmes, músicas e produtos.

Nesse tipo de sistemas, as recomendações são feitas exclusivamente dirigidas por dados, sem a intervenção humana, sendo identificados e analisados padrões históricos dos usuários para recomendar produtos e serviços que os próprios usuários desconheciam que queriam.

Contudo, a recomendação pode ser feita não apenas para vender produtos, mas

também sobre conteúdo, como notícias, artigos e ainda conteúdo multimídia como vídeos e áudios. As recomendações podem ser feitas com base no que pessoas com perfis parecidos podem gostar, a filtragem colaborativa (SARWAR et al., 2001), ou ainda baseado no histórico do usuário, a filtragem baseada em conteúdo (METEREN; SOMEREN, 2000). A filtragem baseada em conteúdo baseia-se em encontrar conteúdo similar ao que o usuário tem consumido e recomendar a ele esse novo conteúdo, enquanto a filtragem colaborativa recomenda ao usuário conteúdo que tem sido consumido por outros usuários com perfil semelhante ao dele. A seguir, nas subseções seguintes, este tipos serão apresentados com mais detalhes.

Vale ressaltar que no contexto educacional, os sistemas de recomendação podem ser aplicados em tarefas de e-learning para a recomendação de recursos como artigos, livros, podcasts ou vídeos aos estudantes, de modo a direcioná-los a obter um melhor desempenho.

2.3.1 Filtragem Colaborativa

A filtragem colaborativa utiliza o poder da comunidade para fornecer recomendações (BANIK, 2018). Este é o modelo de recomendação mais encontrado na indústria, utilizado pela Amazon para recomendar produtos e também por serviços de *streaming*, como *Amazon Prime* e *Netflix*. Pode ser dividido em dois tipos, baseado em usuário e baseado em item. Esta filtragem necessita de dados históricos do sistema.

Este tipo de filtragem apresenta um problema chamado *Cold Start Problem*, traduzido como problema de partida a frio, nome originado da dificuldade de dar partida ao veículo em baixas temperaturas. Na computação, este problema consiste na baixa precisão na recomendação para usuários ou itens com pouco ou nenhum histórico. Este problema pode levar à perda de novos usuários devido à falta de precisão em suas recomendações iniciais (BOBADILLA et al., 2012).

O *Cold Start Problem* pode ocorrer em três casos, quando o sistema é criado (*new community*), quando um novo usuário entra no sistema (*new user*) ou quando um novo item é adicionado ao sistema (*new item*). Quando o sistema é criado, é de se esperar que este apresente poucos dados relativos a usuários ou a itens, neste caso é possível que o usuário mais semelhante a outro tenha preferências discrepantes. Por exemplo, em um serviço de *streaming* de filmes, com apenas dois usuários, onde um prefere filmes de ação e o outro prefere filmes de terror.

Quando um novo usuário entra no sistema, mesmo fornecendo poucas informações sobre este, eles esperam que o sistema ofereça a melhor recomendação possível (BOBADILLA et al., 2012), mas geralmente o número de informações fornecidas não é suficiente, e o sistema acaba por não fornecer uma boa recomendação, assim, novos

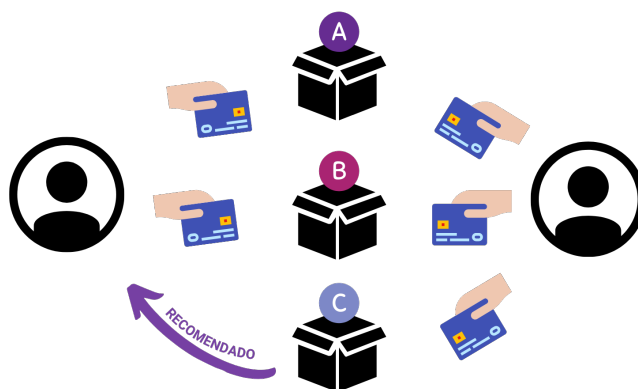
usuários acabam abandonando o sistema. Neste caso, uma maneira de contornar o problema é apresentar um catálogo inicial diversificado e solicitar que o usuário selecione, dentre os itens apresentados, aquele que ele (a primeira vista) gostaria mais.

Já para o caso em que um novo item é adicionado ao sistema, é comum que haja pouca ou nenhuma informação, inviabilizando sua recomendação a um usuário. No trabalho de [Park e Tuzhilin \(2008\)](#), os autores comprovam que no método de estimativa de classificação *Each Item* (o mesmo método utilizado na filtragem colaborativa) as taxas de erro tendem a aumentar para os itens de classificação baixa. Este problema é denominado pelos autores como *Long Tail Recommendation Problem (LTRP)*.

2.3.1.1 Filtragem Baseada em usuário

A filtragem baseada em usuário é o tipo de técnica onde os usuários com interesses passados semelhantes, tendem a ter interesses futuros semelhantes. Suponha que um usuário X tenha comprado os produtos A, B e C, suponha também que um outro usuário Y tenha comprado os produtos A e B. Na filtragem baseada em usuário, o usuário Y receberá a recomendação do produto C, pois o sistema entende que este usuário possui interesses semelhantes ao usuário X. A Figura 2 mostra o referido exemplo para recomendação de produtos usando filtragem baseada em usuário.

Figura 2 – Filtragem baseada em usuário para recomendação de produtos



Fonte: autora

2.3.1.2 Filtragem Baseada em item

A filtragem baseada em item é uma técnica de sistemas de recomendação que se concentra em identificar a relação entre diferentes itens com base na preferência ou na avaliação dos usuários. A principal característica desta abordagem é sua capacidade de analisar e comparar itens individuais, ao invés de perfis de usuários.

Um exemplo clássico de sua aplicação pode ser encontrado em serviços de streaming de filmes, onde o sistema recomenda novos filmes aos usuários com base na semelhança entre os filmes que já assistiram e avaliaram positivamente. Sendo popular também em plataformas de e-commerce onde o vasto catálogo de produtos pode ser eficientemente filtrado para fornecer recomendações personalizadas aos usuários com base em suas interações anteriores.

A Figura 3 mostra um exemplo para recomendação de produtos usando filtragem baseada em item. Onde um item *B*, semelhante a um item *A*, será recomendado ao usuário que comprou ou demonstrou interesse no item *B*.

Figura 3 – Filtragem baseada em item para recomendação de produtos



Fonte: autora

Os dados utilizados na filtragem baseada em item geralmente envolvem avaliações ou interações dos usuários com os itens, como visualizações, avaliações ou compras. Essas informações são utilizadas para calcular a semelhança entre diferentes itens.

Apesar de suas vantagens, a filtragem baseada em item possui desvantagens em cenários novos e onde poucos usuários avaliaram um item, podendo ser difícil para o sistema encontrar itens semelhantes de forma precisa.

2.3.2 Filtragem Demográfica

A filtragem demográfica em sistemas de recomendação fundamenta-se na ideia de que indivíduos com características semelhantes possuem preferências semelhantes (BOBADILLA et al., 2012). Esta técnica destaca-se pela sua simplicidade, sendo relativamente fácil de implementar e entender, e é útil particularmente em cenários com novos usuários onde o sistema ainda não possui muitas informações sobre comportamento ou preferências. Por exemplo, usuários de uma certa faixa etária que tendem a gostar de um tipo específico de filme ou música podem levar o sistema a recomendar esses itens a outros usuários do mesmo grupo etário.

Características como sexo, idade e nacionalidade, além de outros dados demográficos relevantes, são cruciais para esta abordagem. Embora a filtragem demográfica seja aplicável em uma variedade de contextos onde os dados demográficos estão disponíveis, ela é comumente utilizada em sistemas de marketing e publicidade para personalizar anúncios e ofertas, segmentando usuários com base em suas características demográficas.

No entanto, essa metodologia tem suas limitações. Ela tende a ser menos personalizada em comparação com abordagens que utilizam comportamentos ou preferências específicas dos usuários. Podendo também levar a suposições generalizadas e estereótipos, o que nem sempre é desejável. Por esta razão, a Filtragem Demográfica é frequentemente combinada com outras técnicas, como a filtragem colaborativa ou a recomendação baseada em conteúdo, para criar sistemas híbridos que aproveitam as vantagens de diferentes abordagens.

2.3.3 Recomendação Baseada em Conteúdo

A recomendação baseada em conteúdo utiliza lógica para fornecer recomendações (BANIK, 2018). Neste tipo de recomendação, o sistema exige do usuário um grupo de informações e procura por conteúdos semelhantes para sugestão. Este modelo é utilizado pela Netflix e outros fornecedores de vídeo por *streaming*.

A diferença entre esta recomendação e a baseada em itens é que não são os usuários que classificam dois conteúdos (ou itens) como semelhantes, estes dados são previamente estabelecidos. A vantagem deste modelo é que o sistema não precisa de dados de atividades anteriores de usuários.

2.3.4 Recomendação Baseada em Conhecimento

Estas recomendações são usadas para itens que são raramente adquiridos (BANIK, 2018). É quase impossível recomendá-los com base em um histórico de avaliação ou com base em um perfil de usuário. Neste caso, o sistema requer que o usuário informe certas especificações e preferências e, a partir destes dados, recomende itens que cumprem todos os requisitos do usuário.

Por exemplo, em um sistema de recomendação de imóveis é pedido que o usuário entre com informações como localização, renda, número de quartos do imóvel, utilização ou não de serviço de transporte público, entre outros.

2.3.5 Recomendação híbrida

Este tipo de recomendação é a combinação de vários tipos de modelos de recomendações. Em particular, esta abordagem de recomendação tenta anular as

desvantagens de um dos modelos utilizado com as vantagens de outro (BANIK, 2018). Por exemplo, em um sistema de recomendação híbrida que utiliza filtragem colaborativa e recomendação baseada em conteúdo, a desvantagem da necessidade de dados de usuários anteriores, que é característica da filtragem colaborativa, é eliminada pela recomendação baseada em conteúdo, assim, um novo usuário tem suas recomendações inicialmente baseadas em conteúdo e à medida em que este utiliza o sistema, recomendações baseadas em filtragem colaborativa são utilizadas.

2.3.6 Cálculo de Semelhança

O cálculo de semelhança entre dois usuários ou itens, dependendo do tipo de sistema de recomendação, é feito através do cálculo da distância entre eles, isto é, usuários (ou itens) menos distantes entre si são mais semelhantes e vice-versa. Existem diversas formas de calcular a distância (consequentemente, a semelhança) entre dois itens, ou usuários. Salton (1988) ressalta quatro modelos, o Produto Interno, o Coeficiente de Sørensen–Dice, Semelhança do cosseno e o coeficiente de Jaccard, além destes métodos, são encontrados na literatura ((SINGH et al., 2013; SINGLA; KARAMBIR, 2012)) a distância de Manhattan e a Distância Euclidiana, utilizada nesta tese.

Existem diversas formas de calcular a distância (consequentemente, a semelhança) entre dois objetos, ou usuários. Salton (1988) ressalta quatro modelos, o Produto Interno (Equação A.1), o Coeficiente de Sørensen–Dice (Equação A.5), Semelhança do cosseno (Equação A.4) e o coeficiente de Jaccard (Equação A.6), além destes métodos, são encontrados na literatura (SINGH et al., 2013; SINGLA; KARAMBIR, 2012) a Distância Euclidiana (Equação A.2 e a distância de Manhattan (Equação A.3).

$$P_{u,i} = \frac{\sum_v (r_{v,i} \cdot s_{u,v})}{\sum_v s_{u,v}} \quad (2.1)$$

As demais fórmulas para cálculo de distâncias estão contidas no Apêndice A deste documento.

3 Trabalhos Relacionados

A busca pelo entendimento profundo de estilos de aprendizagem e sua relação com a recomendação de conteúdo, adaptação de interface e desempenho acadêmico, exige uma análise criteriosa da literatura já existente. Esta seção destina-se a apresentar trabalhos fundamentais no contexto da pesquisa em questão, oferecendo uma visão concisa, porém abrangente, das contribuições anteriores neste campo. O objetivo é situar nosso estudo dentro do contexto da literatura existente e identificar lacunas, confirmações ou divergências em relação às nossas descobertas.

Para garantir uma análise coesa e organizada, os trabalhos relacionados serão apresentados seguindo uma estrutura padronizada. Esta abordagem visa facilitar a compreensão e a comparação entre os diversos estudos. Em cada trabalho analisado, será apresentado o contexto e os objetivos, a metodologia empregada, os principais resultados e contribuições, as limitações identificadas e, finalmente, a relevância desses estudos para esta tese. Este formato organizacional permite uma avaliação clara e objetiva de cada trabalho, embora não constitua uma revisão sistemática da literatura no sentido metodológico estrito.

3.1 Recomendação de Conteúdo

3.1.1 Recomendação personalizada baseada em estilos de aprendizagem

No estudo conduzido por [Dorça e Resende \(2015\)](#), é abordado a otimização da personalização do conteúdo em ambientes educacionais e o mapeamento automático de características dos estilos de aprendizagem. Através da teoria de Felder e Silverman, os autores associaram estilos de aprendizagem a metadados de objetos de aprendizagem, a fim de otimizar a entrega de conteúdo adaptado.

Embora a metodologia aplicada seja diferente da adotada nesta tese, o foco em como os estilos de aprendizagem podem informar a adaptação e recomendação do conteúdo oferece perspectivas valiosas visto que a abordagem automatizada proposta neste trabalho relacionado, se mostra especialmente relevante, sugerindo que soluções tecnológicas podem ser usadas para otimizar o processo de personalização em ambientes de aprendizado digital.

3.2 Adaptação de interface

Vários estudos, ao longo do tempo, vêm sendo desenvolvidos a fim de propor metodologias para a adaptação do ensino, uma vez que tornou-se evidente que os estudantes aprendem de forma distinta uns dos outros. A seguir serão descritos alguns trabalhos que relacionam os estilos de aprendizagem propostos por Honey e Mumford às preferências nas estratégias de ensino e materiais didáticos.

3.2.1 Estratégias de ensino de Groat e Musson (1995)

No estudo conduzido por [Groat e Musson \(1995\)](#), o objetivo central era determinar as relações existentes entre os estilos de aprendizagem e as estratégias de ensino, especialmente no contexto da implementação de um sistema tutor voltado para a álgebra básica.

Para atingir este propósito, os autores adotaram o Learning Styles Questionnaire (LSQ), originalmente proposto por Honey e Mumford. Groat e Musson argumentam que, embora a interação do aluno com sistemas de aprendizado possa ser uma ferramenta valiosa para identificar estilos de aprendizagem, o uso de questionários, como o LSQ, simplifica e agiliza essa identificação. Com base neste questionário, os autores identificaram 11 métodos pedagógicos básicos, dentre os quais estão: definição de metas, fornecimento de instruções, demonstrações, explicações, tarefas, perguntas, espaços de trabalho, exemplos, lembretes, dicas e avaliação com feedback.

Uma descoberta significativa do estudo foi a identificação de duas dimensões bipolares no processo de aprendizagem: a primeira dimensionando experiências concretas contra conceitos abstratos, e a segunda, o equilíbrio entre a busca por tarefas desafiadoras e a busca por segurança. Ao analisar essas dimensões, Groat e Musson categorizaram os estilos de aprendizagem e propuseram estratégias de ensino adequadas. Por exemplo, ambientes de aprendizado estruturados foram recomendados para os estilos de aprendizagem “reflexivo” e “pragmático”, enquanto informações gráficas mostraram-se mais eficientes para os estilos “ativista” e “pragmático”.

Groat e Musson também entram em diálogo com críticas existentes à validade do LSQ, defendendo seu valor preditivo. Eles argumentam que, embora algumas obras contestem sua validade, essas críticas frequentemente apresentam problemas de interpretação de dados.

Os autores acreditam que futuras aplicações do LSQ, combinadas com o desenvolvimento contínuo de sistemas tutores, poderão validar ainda mais a relevância e precisão deste instrumento na identificação dos estilos de aprendizagem. Esta discussão e os métodos propostos por Groat e Musson têm um impacto profundo no contexto da

educação adaptativa, tornando-se relevantes e pertinentes ao foco desta tese.

3.2.2 Adaptação de material didático por Valley (1997)

No estudo realizado por Valley (1997), a intersecção entre o design de materiais didáticos e os estilos de aprendizagem propostos por Honey e Mumford é meticulosamente explorada, refletindo uma tentativa de alinhar as práticas educacionais às necessidades individuais dos alunos. Valley destaca que o estilo de aprendizagem, embora fundamental, não é a única variável que determina as preferências de um aluno.

Dentro do escopo do estudo, Valley propõe duas abordagens distintas para a adaptação dos materiais. A primeira abordagem, que se baseia em uma preferência de estilo já conhecida do aluno, utiliza o LSQ para determinar essa preferência. Esta informação é crucial, pois guia todo o design do material didático, desde a natureza das interações e feedbacks até o nível de controle que o estudante exerce sobre o conteúdo.

Um aspecto interessante dessa abordagem é a nuance introduzida em como os feedbacks são fornecidos. Por exemplo, enquanto um ativista poderia se beneficiar de uma resposta imediata após um erro, um reflexivo poderia se beneficiar mais de uma revisão cuidadosa do material e uma oportunidade para tentar novamente. A segunda abordagem é particularmente intrigante, pois reconhece a complexidade e a possível volatilidade das preferências de aprendizagem.

Aqui, Valley propõe duas alternativas: na primeira, o sistema, dotado de sua própria inteligência, ajusta dinamicamente a interface e o conteúdo com base nas interações e comportamento do usuário. A segunda alternativa, mais centrada no usuário, confere a ele o poder de escolher e modificar o design conforme suas predileções, garantindo uma maior autonomia no processo de aprendizagem.

O trabalho de Valley, portanto, não só esclarece a importância da personalização no campo educacional, mas também oferece soluções tangíveis para implementar essa personalização. A abordagem dupla proposta fornece uma base sólida para a pesquisa ou aplicação prática que vise integrar estilos de aprendizagem à concepção de sistemas educativos, tornando-a particularmente relevante para o foco desta tese.

3.2.3 Estratégias e diretrizes de Adaptação por Magoulas, Papanikolaou e Grigoriadou (2003)

Em Magoulas et al. (2003), o objetivo é desenvolver estratégias e diretrizes de adaptação robustas para um sistema hipermídia educacional. Esse esforço decorre da combinação de duas teorias instrucionais com a teoria de aprendizagem. Como ilustração da aplicabilidade prática dessas diretrizes, os autores introduzem o sistema INSPIRE, estruturado com três áreas principais: navegação, conteúdo e barra de ferramentas.

Dentre elas, as áreas de navegação e conteúdo são o foco das funcionalidades adaptativas.

Para formar uma estrutura adaptativa eficaz, os autores ancoram sua abordagem em duas teorias instrucionais: a Teoria de Elaboração e a Teoria de Exibição de Componentes. Enquanto a primeira é central para a estruturação do material didático, focando em conceitos-chave e desfechos específicos, a segunda distingue níveis de desempenho - especificamente, os níveis *Remember* e *Use*, voltados para a memorização e aplicação do conteúdo, respectivamente.

Ao correlacionar essas teorias com os estudos de Honey e Mumford sobre estilos de aprendizagem, os autores descrevem como a apresentação do conteúdo pode ser adaptada. No nível *Remember*, os estilos ativista e teórico recebem uma apresentação inquisitiva, enquanto reflexivos e pragmáticos se beneficiam de uma abordagem expositiva. Já no nível *Use*, existem quatro modos distintos de apresentação, dependendo da atividade: simulação computacional, exemplo, teoria ou exercícios. A navegabilidade no sistema também é adaptada: aqueles com um estilo de aprendizagem dependente de campo são guiados por uma navegação mais estruturada, enquanto os independentes de campo têm liberdade de navegação. Um perfil intermediário permite uma combinação dessas abordagens.

A contribuição notável deste trabalho reside na sua abordagem holística à adaptação. O INSPIRE é projetado para identificar o módulo de conhecimento mais pertinente a um estilo de aprendizagem específico, priorizando sua apresentação enquanto mantém *links* acessíveis para outros módulos. Por exemplo, para aprendizes teóricos, o sistema destaca teorias enquanto oferece acesso fácil a exemplos, exercícios e atividades.

Esta pesquisa é particularmente relevante para esta tese, pois não só aborda a adaptação do conteúdo educacional, mas também a navegabilidade e níveis variados de controle, tudo isso levando em consideração os estilos de aprendizagem individuais. A combinação dessas estratégias oferece insights valiosos sobre como sistemas educacionais podem ser personalizados para atender às necessidades específicas dos alunos.

3.2.4 Mecanismos de ensino e avaliação por Lowery (2009)

O estudo de [Lowery \(2009\)](#) busca uma abordagem inclusiva no ambiente de ensino de Engenharia Elétrica/Eletrônica. Especificamente, o foco é adaptar os mecanismos de ensino e avaliação da sala de aula para acomodar e estimular estudantes com diversos estilos de aprendizagem. Ao fazer isso, a autora espera melhorar a experiência educacional e a assimilação do conteúdo para todos os alunos, independentemente de

suas predisposições individuais.

Para entender melhor o perfil de aprendizado dos alunos, [Lowery \(2009\)](#) aplica o questionário de Honey e Mumford, complementando-o com perguntas adicionais sobre as condições de entrada dos estudantes e seus hábitos de estudo. Os alunos pontuam suas respostas e podem optar por permanecer anônimos. Aqueles que se identificam recebem um feedback detalhado baseado em seus resultados.

Após reunir informações sobre os estilos de aprendizagem e as sugestões dos alunos, Lowery categoriza as atividades de ensino e avaliação em três grupos distintos, mantendo essa categorização e adaptando as abordagens para melhor atender aos estilos identificados. Desta forma, a autora fornece insights específicos sobre como acomodar cada estilo: ativistas preferem visualizações, reflexivos precisam de tempo e exemplos concretos, teóricos prosperam com leituras complementares e análises profundas, e pragmáticos se beneficiam de problemáticas reais.

Os resultados mostram que, em um ambiente de sala de aula, não existe um estilo “único” que prevaleça, destacando a necessidade de mecanismos de ensino e avaliação diversificados. Além disso, cada aluno tende a ter uma inclinação para, pelo menos, um dos estilos de aprendizagem. Portanto, a autora sugere que um módulo de ensino eficaz deve ser flexível e versátil, capaz de atender a todos os estilos.

Uma limitação destacada é que, no contexto específico de Engenharia Elétrica/Eletrônica, nem sempre é viável acomodar completamente todos os estilos de aprendizagem. Diante disso, a autora salienta a importância de desenvolver proficiência em todos os estilos, expandindo gradualmente as preferências dos alunos.

O estudo de [Lowery \(2009\)](#) é relevante para esta tese pois apresenta uma abordagem prática de adaptar o ensino tradicional para atender às necessidades de estudantes com diferentes estilos de aprendizagem. Isso é especialmente importante em disciplinas técnicas, como Engenharia, onde o material é complexo. O esforço da autora em promover uma educação inclusiva e aprofundada pode oferecer insights valiosos sobre como adaptar materiais e métodos de ensino para um público diversificado.

3.2.5 Modelos por Sangvigit, Mungsing e Theerarougchaisri (2012)

No campo crescente da aprendizagem adaptativa, o estudo de [Sangvigit et al. \(2012\)](#) se destaca ao apresentar uma abordagem tríplice para moldar a experiência do aluno. Esta abordagem, centrada em três modelos (Modelo de Domínio, Modelo Pedagógico e Modelo de Aluno), busca otimizar a apresentação do conteúdo, ajustar as estratégias de ensino com base no estilo individual de aprendizagem e fornecer uma interface personalizada ao usuário.

Metodologicamente, os autores buscam estabelecer uma ponte entre os estilos de

aprendizagem e as preferências de mídia utilizando o questionário LSQ como base para determinação do perfil dos estudantes. Adicionalmente, a plataforma de ensino Moodle e “Timestate Block” permitindo coletar uma variedade de métricas, como o tempo operado em cada atividade, prioridade de seleção de atividade e pontuação pós-teste.

O ponto central da pesquisa reside em sua exploração das correlações entre estilos de aprendizagem e a eficácia de diferentes tipos de mídia. Por exemplo, descobriu-se que os recursos textuais não são ideais para ativistas e pragmáticos, enquanto simulações podem não ser as mais eficazes para os teóricos. Este tipo de insight sugere que diferentes estilos de aprendizagem podem ter afinidades distintas com determinados formatos de conteúdo. Tal descoberta reforça a necessidade de ambientes de aprendizagem flexíveis e ricos em recursos, capazes de atender a uma variedade de estilos e necessidades.

Para esta tese, o trabalho de [Sangvigit et al. \(2012\)](#) serve como um exemplo valioso de como os estilos de aprendizagem podem ser mapeados para preferências de mídia específicas. Além disso, demonstra a necessidade e os benefícios de uma abordagem holística ao criar ambientes de aprendizagem adaptativos. A ideia de correlacionar estilos de aprendizagem com métricas específicas de engajamento e desempenho também pode ser uma direção frutífera para futuras investigações.

3.2.6 Sistema educacional adaptativo de Drissi e Amirat (2016)

O estudo de [Drissi e Amirat \(2016\)](#) objetiva implementar um sistema educacional adaptativo que atenda às necessidades individuais dos alunos, com uma ênfase particular nos estilos de aprendizagem de Honey e Mumford. Além disso, o trabalho se propõe a investigar os impactos dessa adaptação no desempenho dos alunos e avaliar a aceitação desse sistema educacional proposto.

A abordagem metodológica adotada por [Drissi e Amirat \(2016\)](#) é rigorosa e bem estruturada. O sistema proposto foi dividido em quatro componentes: modelo de aluno, modelo de domínio, módulo de adaptação e módulo de avaliação. Para avaliar o sistema, os autores conduziram um estudo de caso ao longo de cinco meses com alunos do primeiro ano de uma faculdade de ciência e tecnologia na Argélia. Eles utilizaram pré-testes e pós-testes, bem como três questionários distintos para coletar dados relevantes.

Ao mapear Objetos de Aprendizagem (OAs) aos estilos de aprendizagem específicos, o estudo fornece um meio tangível de adaptar o conteúdo de aprendizado às necessidades individuais dos alunos. Além disso, a demonstração empírica dos benefícios do sistema através da melhoria do desempenho dos alunos no grupo experimental é uma contribuição significativa para o campo.

Embora o estudo ofereça insights valiosos, tem uma limitação notável em seu foco geográfico e contextual. Os resultados, baseados em um único curso em uma universidade na Argélia, podem não ser generalizáveis para outros contextos educacionais ou culturais.

Para esta tese, o trabalho de [Drissi e Amirat \(2016\)](#) fornece um exemplo prático e empírico de como os sistemas educacionais podem ser adaptados com base nos estilos de aprendizagem. A abordagem de mapear estilos de aprendizagem a OAs específicos pode ser um método potencialmente eficaz para otimizar o processo de aprendizagem. Além disso, a avaliação positiva do sistema pelos alunos destaca a importância da aceitação do usuário na implementação de sistemas educacionais adaptativos.

3.2.7 Considerações Finais

Esta subseção apresenta alguns trabalhos relacionados à temática de adaptação da aprendizagem conforme os estilos propostos por Honey e Mumford. Em linhas gerais, são definidas abordagens e critérios para adaptação do ambiente, assim como os recursos mais adequados a cada tipo de aluno.

Em síntese, [Groat e Musson \(1995\)](#) indicam formas de representar os recursos assim como estabelecem diretrizes para adaptação do ambiente enquanto [Valley \(1997\)](#) sugere duas abordagens para a implementação. [Magoulas et al. \(2003\)](#) e [Drissi e Amirat \(2016\)](#), por sua vez, apresentam os sistemas adaptativos em termos de navegação e apresentação de conteúdo. Em ambos, nota-se que a apresentação adaptativa modifica a ordem dos elementos do conteúdo conforme o estilo, porém, apenas [Drissi e Amirat \(2016\)](#) avaliam os impactos da adaptação no desempenho dos alunos e a aceitação do sistema. [Sangvigit et al. \(2012\)](#) definem a relação entre os tipos de mídia e o aprendizado e [Lowery \(2009\)](#), diferentemente dos demais, aponta recursos e especificidades a serem empregadas no ensino e avaliação a fim de contemplar todos os estilos de aprendizagem na sala de aula.

Desse modo, os trabalhos relacionados, cujas contribuições estão catalogadas nas Tabelas 1, 2, 3 e 4, estabelecem a adaptação no nível dos recursos, ordem de componentes do conteúdo e navegação no sistema. Não foram encontrados, todavia, trabalhos que proponham uma interface conforme os estilos de aprendizagem de Honey e Mumford em termos de cores do *layout*, formatação, organização e disposição de elementos. Também não se encontraram estudos que indicassem as formas de atuação do professor em um ambiente nesses moldes. O presente trabalho busca atender essas questões considerando, ademais, o viés da experiência do usuário para a elaboração dos protótipos.

Nessa perspectiva, a pesquisa a ser conduzida nesta tese busca trazer contribui-

ções à área de aprendizagem adaptativa, contemplando os dois usuários de um sistema de aprendizagem: o aluno e o professor. O aluno terá o *layout* da interface e o conteúdo organizado conforme o seu estilo de aprendizagem, o que fomenta sua motivação e interesse no aprendizado. O professor, por sua vez, poderá planejar os conteúdos de forma sistematizada, tal que o ambiente será responsável por sua adequada distribuição, assim como terá oportunidade de visualizar esse conteúdo sob a perspectiva do aluno.

Tabela 1 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno ativista

Trabalho	Contribuições
Groat e Musson (1995)	Gráfico e Liberdade: dicas e informações sobre estrutura e conteúdo de forma gráfica
Valley (1997)	Feedback a respostas incorretas: resposta correta
Magoulas et al. (2003)	<i>Remember</i> : Apresentação Inquisitiva (Pergunta, Exemplo, Teoria) <i>Use</i> : Baseada em Atividade (Atividade, Exemplo, Teoria, Exercício)
Lowery (2009)	Avaliação: fotos, esquemas, gráficos e esboços Ensino: fotos, esquemas, gráficos e esboços; grupos de discussões
Sangvigit et al. (2012)	Relação Alta: Simulação e Exercício Relação Baixa: Vídeo Relação Contrária: Texto
Drissi e Amirat (2016)	Modo Exploratório: OAs exploratórios, OAs ilustrativos, OAs teóricos e OAs interativos

Fonte: autora

Tabela 2 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno reflexivo

Trabalho	Contribuições
Groat e Musson (1995)	Texto e Estrutura: instruções, explicações e lembretes
Valley (1997)	Feedback a respostas incorretas: proporcionar material de revisão e fazer a pergunta original
Magoulas et al. (2003)	<i>Remember</i> : Apresentação Expositiva (Teoria, Exemplo, Pergunta) <i>Use</i> : Baseada em Exemplo (Exemplo, Teoria, Exercício, Atividade)
Lowery (2009)	Avaliação: revisão e pesquisa; relação entre conceitos e ideias; exercícios prévios para fins de revisão; diretrizes nos tópicos do exame Ensino: exemplos e cálculos; feedback sobre progresso
Sangvigit et al. (2012)	Relação Alta: Simulação, Vídeo, Texto, Exercício
Drissi e Amirat (2016)	Modo Reflexivo: OAs ilustrativos, OAs teóricos, OAs interativos e OAs exploratórios

Fonte: autora

Tabela 3 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno teórico

Trabalho	Contribuições
Groat e Musson (1995)	Texto e Liberdade: explicações, instruções e informações gráficas sobre estrutura e conteúdo
Valley (1997)	Feedback a respostas incorretas: Fornecer explicação do porquê está errada e refazer pergunta
Magoulas et al. (2003)	<i>Remember</i> : Apresentação Inquisitiva (Pergunta, Teoria, Exemplo) <i>Use</i> : Baseada em Teoria (Teoria, Exemplo, Exercício, Atividade)
Lowery (2009)	Avaliação: atribuição de metas; relação entre conceitos e ideias; análise e generalização de conceitos; diretrizes nos tópicos dos exames; exercícios prévios para fins de revisão Ensino: leituras adicionais; atividades com propósitos e exemplos reais; exemplos e cálculos
Sangvigit et al. (2012)	Relação Alta: Vídeo, Texto, Exercício Relação Média: Simulação
Drissi e Amirat (2016)	Modo Abstrato: OAs teóricos, OAs interativos, OAs exploratórios e OAs ilustrativos

Fonte: autora

Tabela 4 – Contribuições para adaptação do ambiente de aprendizagem para aluno pragmático

Trabalho	Contribuições
Groat e Musson (1995)	Gráfico e Estrutura: demonstrações e exemplos
Valley (1997)	Feedback a respostas incorretas: Indicar exemplos relacionados e perguntar novamente
Magoulas et al. (2003)	<i>Remember</i> : Apresentação Expositiva (Exemplo, Teoria, Pergunta) <i>Use</i> : Baseada em Exercícios (Exercício, Exemplo, Teoria, Atividade)
Lowery (2009)	Avaliação: Problema real; Estudo de caso Ensino: fotos, esquemas, gráficos e esboços; exemplos reais; tutoriais interativos; feedback imediato
Sangvigit et al. (2012)	Relação Alta: Vídeo Relação Média: Simulação, Exercício Relação Contrária: Texto
Drissi e Amirat (2016)	Modo de verificação: OAs interativos, OAs exploratórios, OAs ilustrativos e OAs teóricos

Fonte: autora

3.3 Desempenho de Estudantes

A relação entre os estilos de aprendizagem dos alunos e o desempenho acadêmico tem sido um tópico contínuo de interesse em diversos campos de estudo. Estudos exploraram essa relação em diversos contextos e por meio de diversas modalidades educacionais, desde a educação tradicional presencial até modalidades emergentes possibilitadas pelos avanços tecnológicos. Estas incluem educação a distância, aprendizado online, aprendizado híbrido e salas de aula invertidas, entre outras.

Independentemente do contexto ou modalidade, um tema comum emerge na

literatura: a importância de adaptar a instrução ao estilo de aprendizagem do aluno. Um conjunto de pesquisas sugere que, alinhando a estratégia de ensino com o estilo de aprendizagem preferido do aluno, pode-se melhorar o engajamento do aluno, a compreensão do material e, em última análise, o desempenho acadêmico (TAHIR AKMA HIDAYU DOL, 2019; EL-BISHOUTY AHMED ALDRAIWEESH, 2019).

No entanto, é importante notar que a relação entre estilos de aprendizagem e desempenho acadêmico não é simples ou direta. Alguns estudos sugerem que diferentes estilos de aprendizagem podem ser mais ou menos eficazes em diferentes contextos ou matérias.

3.3.1 Desempenho acadêmico em curso de contabilidade

Um exemplo ilustrativo dessa relação complexa entre estilos de aprendizagem e desempenho acadêmico é encontrado no estudo realizado por Tahir Akma Hidayu Dol (2019). Eles aplicaram o modelo de estilo de aprendizagem de Kolb para investigar essa relação no contexto de um curso de contabilidade para estudantes não contabilistas. Os pesquisadores aplicaram o modelo de estilo de aprendizagem de Kolb para classificar os estilos de aprendizagem dos alunos e, em seguida, correlacionaram estes estilos com o desempenho acadêmico destes alunos no referido curso de contabilidade.

O estudo revelou que os alunos que possuíam estilos de aprendizagem Pragmático e Teórico tiveram um desempenho superior em relação a seus colegas no curso de contabilidade. Em contrapartida, os alunos que apresentavam uma inclinação para o estilo de aprendizagem Ativista apresentaram um desempenho inferior.

O estudo de Tahir oferece uma compreensão significativa sobre como os estilos de aprendizagem podem influenciar o desempenho acadêmico dentro de contextos específicos, neste caso, um curso de contabilidade. O destaque para a eficácia variável dos estilos de aprendizagem, dependendo do ambiente educacional, ressalta a importância de se considerar o contexto quando se investiga a relação entre estilos de aprendizagem e desempenho. Esta perspectiva alinha-se com o foco central desta tese, que busca entender as nuances dessa interação em diferentes cenários educacionais.

3.3.2 Estilos de aprendizagem e a efetividade do aprendizado híbrido

Shamsuddin (2020) realizaram um estudo explorando o impacto do aprendizado híbrido nos desempenho dos alunos em relação aos seus estilos de aprendizagem. Eles usaram o Inventário de Estilo de Aprendizagem de Kolb para determinar os estilos de aprendizagem de 119 estudantes que estavam cursando Tecnologia da Informação.

O estudo revelou que a maior parte dos estudantes tinha um estilo de aprendizagem Convergente, seguido por Divergente, Acomodador e, finalmente, Assimilador. No entanto,

a pesquisa não encontrou uma correlação significativa entre os estilos de aprendizagem dos alunos e suas percepções sobre o aprendizado híbrido.

Esta pesquisa destaca a importância de considerar não apenas os estilos de aprendizagem individuais, mas também as modalidades de ensino quando se examina o desempenho acadêmico. Mesmo que uma correlação direta não tenha sido encontrada neste estudo, ele enfatiza a necessidade de uma análise mais aprofundada para entender como as preferências individuais podem ou não influenciar o sucesso em ambientes de aprendizagem específicos.

3.3.3 Estilos de aprendizagem no design de cursos online

Em [El-Bishouty Ahmed Aldraiweesh \(2019\)](#), os autores concentraram-se em entender como o modelo de estilos de aprendizagem de Felder e Silverman poderia ser efetivamente integrado no design de cursos online. O foco estava em determinar se a adaptação consciente ao estilo de aprendizagem poderia influenciar positivamente os resultados dos alunos. Para realizar isso, os pesquisadores desenvolveram uma ferramenta interativa de análise de cursos. Essa ferramenta foi projetada para ajudar os educadores a avaliar o grau de suporte que seus cursos online oferecem a diferentes estilos de aprendizagem.

O estudo destacou a relevância prática dos estilos de aprendizagem no ambiente online. As descobertas indicaram que, ao desenhar cursos com uma consideração focada nos estilos de aprendizagem, os resultados dos alunos podem ser melhorados, especialmente para aqueles cujos estilos foram considerados na estruturação do curso.

Este trabalho ressalta a importância de ferramentas e estratégias adaptativas na educação online e valida a relevância dos estilos de aprendizagem neste contexto. E mesmo os autores tenham adotado uma metodologia distinta à utilizada nesta tese, acredita-se que esta diferenciação oferece uma perspectiva complementar, enfatizando a versatilidade e a importância de abordar estilos de aprendizagem de diferentes ângulos e métodos.

4 Metodologia

Os objetivos deste trabalho, conforme delineados anteriormente, são tríplexes: explorar a recomendação de conteúdo personalizado, prover a adaptação da interface dos Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) e investigar a influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico. Cada um destes objetivos demanda uma abordagem metodológica específica, levando em conta a complexa relação entre os estilos de aprendizagem dos alunos e as tecnologias educacionais utilizadas.

De forma geral, este capítulo apresenta um resumo da metodologia adotada em cada um desses três componentes. O diagrama ilustrativo apresentado na Figura 4 fornece uma representação visual da metodologia desenvolvida, destacando a interação entre professores e alunos mediada por Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA). No centro do diagrama, está a interação fundamental entre professores e alunos dentro do AVA, simbolizada pela conexão através de uma plataforma virtual (LMS).

Logo abaixo desta interação central, o processo de coleta e armazenamento de dados gerados a partir das atividades no AVA. Representado por UM ícone de bancos de dados, este processo captura os dados de interações para análises futuras. E a partir da coleta de dados, para a fase de predição e recomendação de conteúdo.

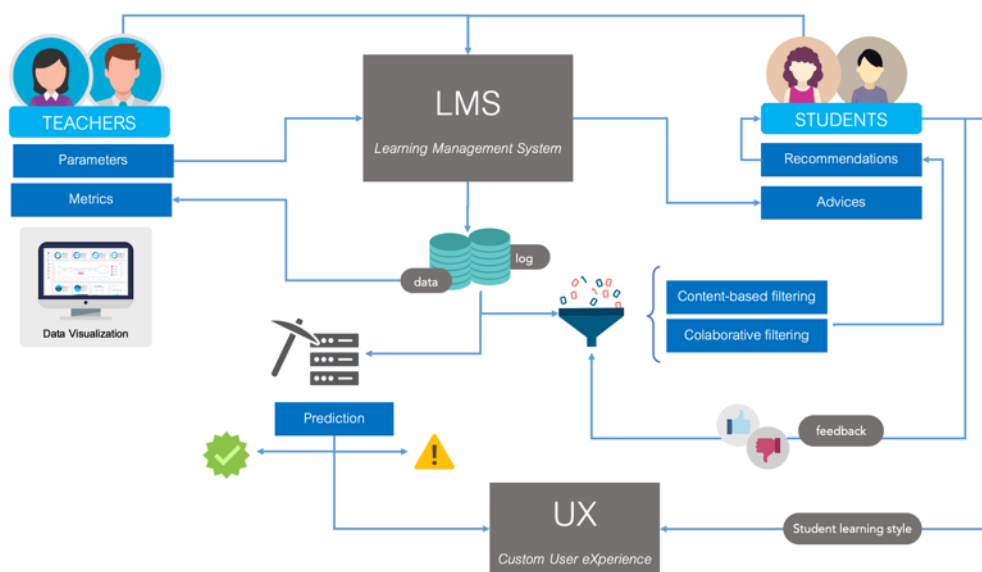
O diagrama então transita para a experiência customizada do aluno, ilustrada através de interfaces de usuário adaptáveis, que se ajustam conforme os estilos e preferências de aprendizagem de cada aluno. Esta personalização é uma característica central da metodologia, enfatizando a importância de um ambiente de aprendizagem que atenda às necessidades individuais.

Adicionalmente, destaca-se a interface específica para professores, retratada como painéis de controle ou dashboards. Estes permitem que os educadores visualizem e analisem o desempenho dos alunos, proporcionando-lhes a capacidade de realizar ajustes e intervenções em tempo real com base nas informações recolhidas.

Finalizando o diagrama, um loop de feedback contínuo conecta todas essas etapas. Este ciclo demonstra a natureza dinâmica e adaptativa da metodologia, onde as informações obtidas de alunos e professores retroalimentam o sistema, permitindo melhorias contínuas no processo de ensino-aprendizagem.

Em capítulos subsequentes, cada componente da abordagem é tratado de forma detalhada: no Capítulo 5, a recomendação de conteúdo; no Capítulo 6, os detalhes da implementação do modelo de adaptação de interface de ambientes virtuais proposto; e, no Capítulo 7, a influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico.

Figura 4 – Metodologia Proposta



Fonte: autora

4.1 Recomendação de conteúdo baseada em estilos de aprendizagem

A metodologia para recomendação de conteúdo é composta por quatro fases interconectadas que direcionam o processo do início ao fim. A Figura 5 ilustra as quatro fases do processo de recomendação de conteúdo proposto:

1. **Definição do Perfil:** Nesta fase, o estudante preenche um questionário, cujo objetivo é determinar seu estilo de aprendizagem.
2. **Análise do Perfil do Público-alvo:** Aqui, são analisados e apresentados os detalhes do perfil ao aluno, enquanto o educador recebe um panorama geral da turma, proporcionando insights sobre a diversidade de estilos presentes.
3. **Similaridade entre Alunos:** Utilizando a distância euclidiana, esta fase determina quais alunos possuem estilos de aprendizagem similares. Essa métrica auxilia na categorização dos alunos em grupos homogêneos, facilitando a próxima fase do processo.
4. **Recomendação de Conteúdo:** Com base nas similaridades encontradas e no conteúdo consumido e avaliado por determinados alunos, esta fase calcula a provável nota que outros alunos, com estilos similares, atribuiriam ao mesmo conteúdo. Com isso, são feitas recomendações precisas para maximizar o engajamento e a satisfação dos estudantes.

Figura 5 – Etapas do processo de recomendação de conteúdo proposto



Fonte: Autora

4.2 Adaptação de Interface baseada em estilos de aprendizagem

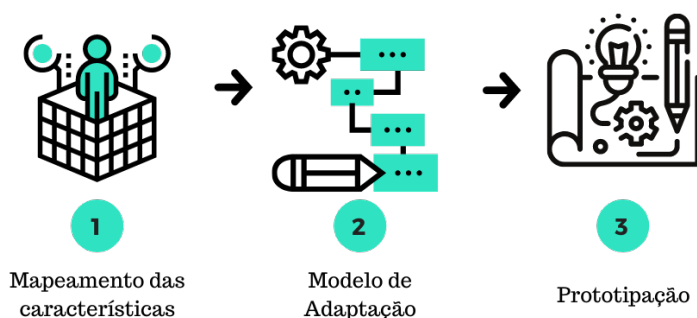
Nesta seção, detalha-se a abordagem adotada para a elaboração do modelo de adaptação de interface fundamentado nos estilos de aprendizagem. O diagrama de fluxo apresentado na Figura 6 estrutura esta abordagem em três etapas principais:

1. **Mapeamento das características:** Esta etapa focaliza na identificação e análise das características mais relevantes dos estilos de aprendizagem de Honey e Mumford.
2. **Modelo de adaptação:** Nesta etapa, é feita a definição de Elementos de Interface Adaptáveis. A ênfase está em estabelecer quais elementos da interface podem ser adaptados em consonância com os estilos de aprendizagem mapeados na etapa anterior.
3. **Prototipação:** A partir das informações coletadas nas etapas anteriores, elabora-se um protótipo para a interface adaptativa, integrando os elementos definidos pelo modelo de adaptação. Este protótipo inclui esboços de telas projetadas para apresentar listagens de turmas e destacar as principais funcionalidades deste módulo em um AVA. São contempladas também as telas específicas de cada turma e as relacionadas ao conteúdo. Paralelamente, apresenta-se um protótipo de interface direcionado ao educador. Esta interface visa facilitar sua tarefa de elaborar conteúdos, proporcionando recursos que considerem e atendam à diversidade de estilos de aprendizagem dos alunos.

4.3 Influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico

A investigação da influência dos estilos de aprendizagem no desempenho acadêmico é dividida em três fases metodológicas distintas:

Figura 6 – Fluxo da metodologia



Fonte: Autora

1. **Levantamento do perfil do público alvo:** Nesta fase inicial, busca-se compreender o perfil dos estudantes matriculados no curso. As pontuações dadas após o preenchimento do LSQ pelos alunos, refletem desde uma preferência muito baixa até uma preferência muito forte para cada um estilo de aprendizagem. Essa análise permite identificar os estilos predominantes da coorte sob estudo.
2. **Análise dos recursos educacionais:** Com base no modelo de adaptação proposto, que indica os recursos mais adequados para cada estilo de aprendizagem é feita uma análise dos recursos educacionais de modo a detalhar quais perfis de aprendizagem estariam contemplados e em qual intensidade frente as escolhas feitas pelo design instrucional.
3. **Análise de compatibilidade dos recursos educacionais presentes no curso com o perfil dos alunos:** Nesta etapa, realiza-se uma análise estatística focada na relação entre os estilos de aprendizagem dos alunos e seu desempenho no curso:
(i) Examina-se a distribuição dos estilos de aprendizagem para compreender a diversidade de preferências de aprendizado na amostra. *(ii)* Investigam-se as combinações de estilos de aprendizagem mais frequentes, a fim de entender as nuances de aprendizado do público-alvo. *(iii)* Avalia-se a possível correlação entre determinados estilos de aprendizagem e a aprovação no curso, fornecendo insights sobre quais estilos poderiam se beneficiar mais do conteúdo e abordagem pedagógica oferecidos. *(iv)* Analisa-se a variação de desempenho entre os alunos cujos estilos de aprendizagem estão em consonância com a estrutura do curso em relação àqueles que não apresentam esse alinhamento. Este aspecto é essencial para compreender até que ponto a compatibilidade entre o estilo de aprendizagem e o design do curso influencia no desempenho acadêmico.

5 Recomendação de conteúdo baseada em estilos de aprendizagem

5.1 Introdução

Com a revolução digital, a educação tem experimentado mudanças significativas em sua entrega e consumo. A diversidade de conteúdos educativos disponíveis online é vasta, mas um desafio persistente é como alinhar eficientemente esse conteúdo à maneira única como cada aluno aprende. Ao longo das últimas décadas, a teoria dos estilos de aprendizagem tem sido objeto de intensa pesquisa e debate. Seu princípio central sugere que cada pessoa tem um método ou abordagem preferida de aprendizagem, e reconhecer e adaptar-se a esta abordagem pode otimizar o processo de aprendizagem.

Dentro do contexto dos Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs), a entrega de conteúdo não deve ser monolítica, mas sim adaptada para atender às nuances individuais. A ideia de recomendar conteúdo educacional personalizado para estudantes não é nova, mas a combinação dessa ideia com estilos de aprendizagem oferece um potencial pouco explorado. Ao adotar essa abordagem, não só se exploram as preferências do aluno quanto a formato e meio, mas também se considera como o conhecimento é processado e assimilado por eles.

Enquanto muitas plataformas de ensino online já implementaram algum tipo de recomendação de conteúdo, poucas integram a teoria dos estilos de aprendizagem. Ao explorar essa interseção, esta pesquisa justifica-se pela potencialidade de criar sistemas de recomendação mais robustos e eficazes, que vão além das métricas tradicionais de desempenho e preferência, e se aprofundam no entendimento de como os indivíduos preferem aprender.

5.2 Recomendador baseado em estilos de aprendizagem

Esta seção descreve as características e o desenvolvimento do recomendador de conteúdo, também incorporado à ferramenta já apresentada, cujo objetivo principal é auxiliar na seleção de conteúdos educacionais mais adequados às preferências de aprendizagem dos alunos. Para a coleta de dados, foi desenvolvido um módulo baseado no já mencionado questionário de Honey-Mumford para avaliar o perfil dos alunos, conforme descrito na Seção [5.2](#).

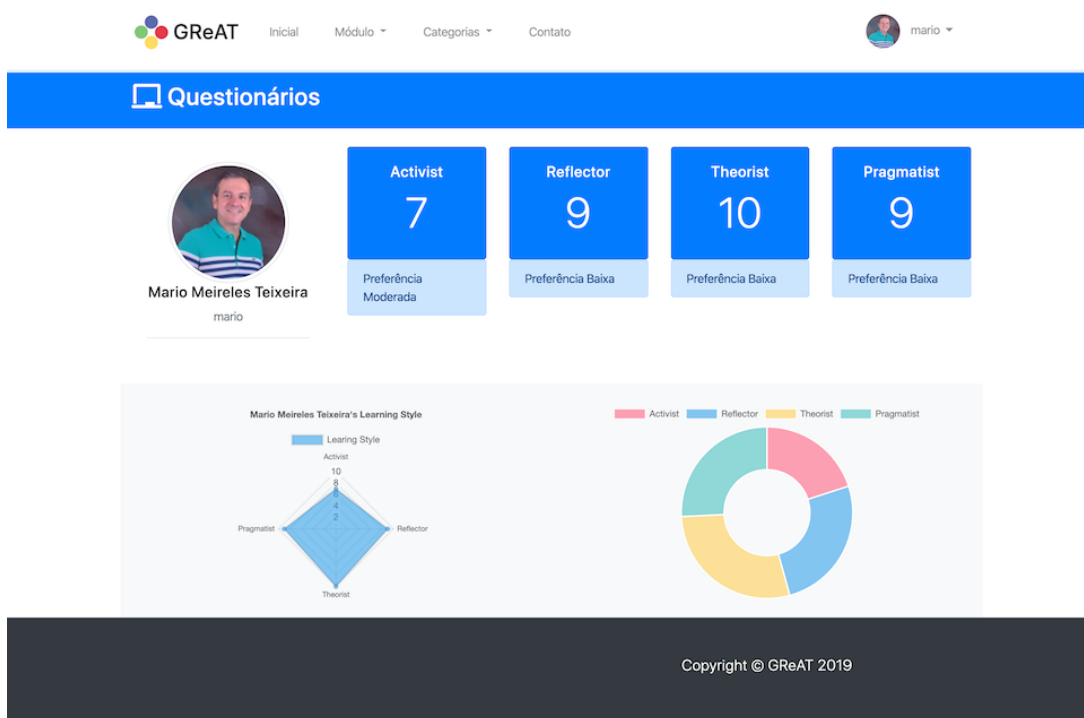
5.2.1 Arquitetura do recomendador

O módulo de recomendação proposto (Figura 8) usa como entrada os conjuntos de dados coletados pelo AVA para fornecer recomendação de conteúdo usando filtragem colaborativa. Um problema bastante conhecido em sistemas de recomendação é o problema de partida a frio, que está relacionado à baixa precisão ao recomendar conteúdo para um novo usuário, pois o sistema quase não possui informações sobre as preferências do aluno recém-chegado ao sistema. Para contornar esse problema, a arquitetura de recomendação proposta aproveita as informações de estilo de aprendizagem dos alunos obtidas anteriormente para fornecer recomendações de conteúdo personalizadas, adaptadas ao perfil de um aluno. Assim, é possível sugerir conteúdos mais precisos e úteis aos alunos.

Desta forma, como exemplo, um eventual aluno que esteja tendo problemas com um tópico de modelagem UML em um curso de Engenharia de Software. Como esse aluno é novo no AVA, o sistema tem informações limitadas sobre suas preferências, considerando que ainda não contribuíram muito com a classificação do conteúdo disponível. Nesse caso, o sistema acabaria recomendando um conteúdo genérico, aparentemente adequado ao aluno, que pode ou não ser útil. Neste último caso, o aluno pode se sentir desmotivado e até mesmo desacreditar as futuras recomendações feitas pelo AVA.

Supondo que o AVA tenha informações adicionais sobre o aluno, sobre o quanto ele pertence a um determinado estilo de aprendizagem de acordo com a taxonomia Honey-Mumford, por exemplo. No questionário aplicado nos alunos há quatro grupos de 20 questões cada, destinados a avaliar a conformidade de uma pessoa a um dos quatro estilos, conforme especificado pelos pesquisadores citados (Figura 7).

Figura 7 – Resultado do estilo de aprendizagem de um indivíduo de acordo com a abordagem Honey-Mumford



Fonte: autora

No caso de um aluno que se inscreveu recentemente no AVA, há informações limitadas sobre quais conteúdos podem ser úteis para eles. Consequentemente, o sistema tentará prever suas classificações para conteúdos que ainda não usaram, calculando a similaridade entre o novo aluno e outros alunos que estão no AVA há mais tempo. A similaridade neste caso será calculada da seguinte forma:

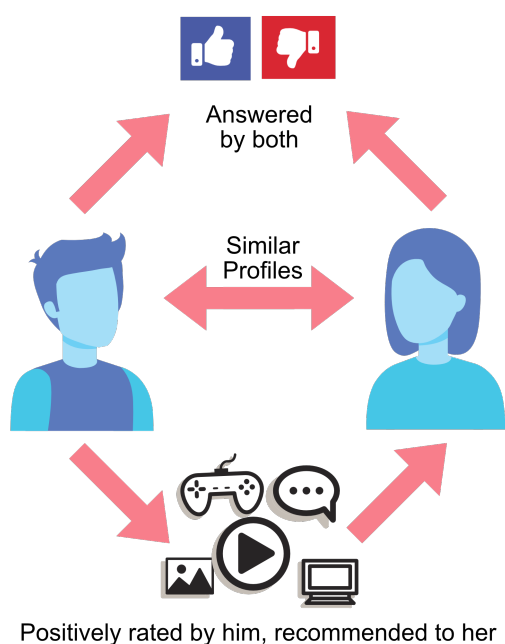
$$sim_{u_1, u_2} = \sqrt{\begin{matrix} (u_{1activist} - u_{2activist})^2 + \\ (u_{1reflector} - u_{2reflector})^2 + \\ (u_{1theorist} - u_{2theorist})^2 + \\ (u_{1pragmatist} - u_{2pragmatist})^2 \end{matrix}} \quad (5.1)$$

Observa-se que a semelhança entre os usuários u_1 e u_2 é dada pela distância euclidiana entre suas preferências em cada um dos quatro estilos de aprendizagem: Ativo, Reflexivo, Teórico e Pragmático. Dessa forma, podemos prever a avaliação $P_{u,i}$ que um determinado usuário u daria ao conteúdo i usando a fórmula:

$$P_{u,i} = \frac{\sum_v (r_{v,i} \cdot sim_{u,v})}{\sum_v sim_{u,v}} \quad (5.2)$$

Aqui, $r_{v,i}$ é a classificação fornecida pelo usuário v ao conteúdo i . Isso implica que as classificações de conteúdo fornecidas por usuários com estilos de aprendizagem semelhantes terão um impacto mais forte nas classificações previstas para novos usuários do mesmo tipo. Na Figura 8, mostramos um esquema geral de como nossa abordagem deve funcionar.

Figura 8 – Recomendação de conteúdo educacional ponderada pela semelhança de estilo de aprendizagem



Fonte: autora

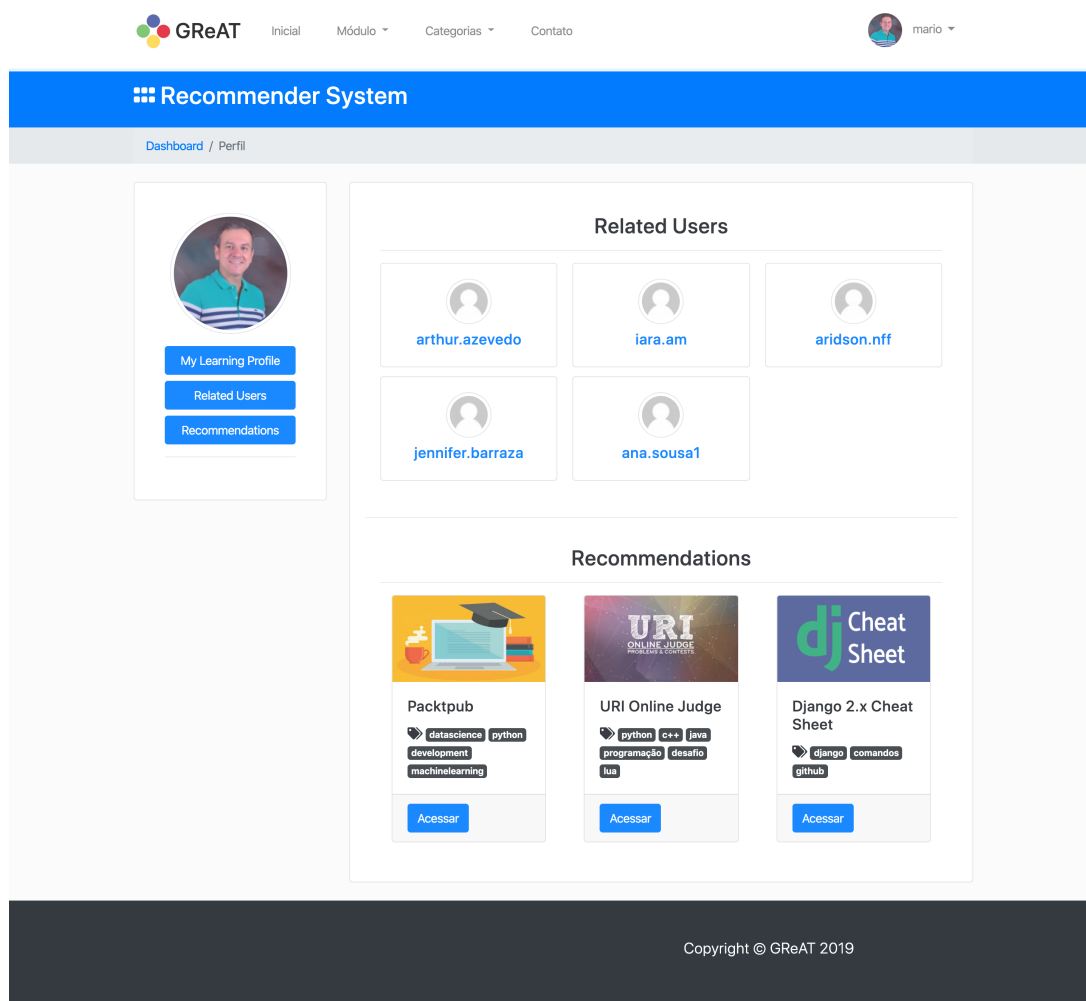
À medida que o aluno progride no AVA, interagindo e classificando o conteúdo, as recomendações de conteúdo tornam-se mais precisas e adaptadas às suas preferências e estilo de aprendizagem.

5.2.2 Resultados e Discussão

A arquitetura de recomendação proposta baseada em estilos de aprendizagem ainda merece validação adicional. Não tem sido amplamente utilizado em cursos com um grupo maior de alunos. Até este ponto, nossos resultados têm sido muito promissores e as recomendações baseadas em estilo parecem bastante adequadas.

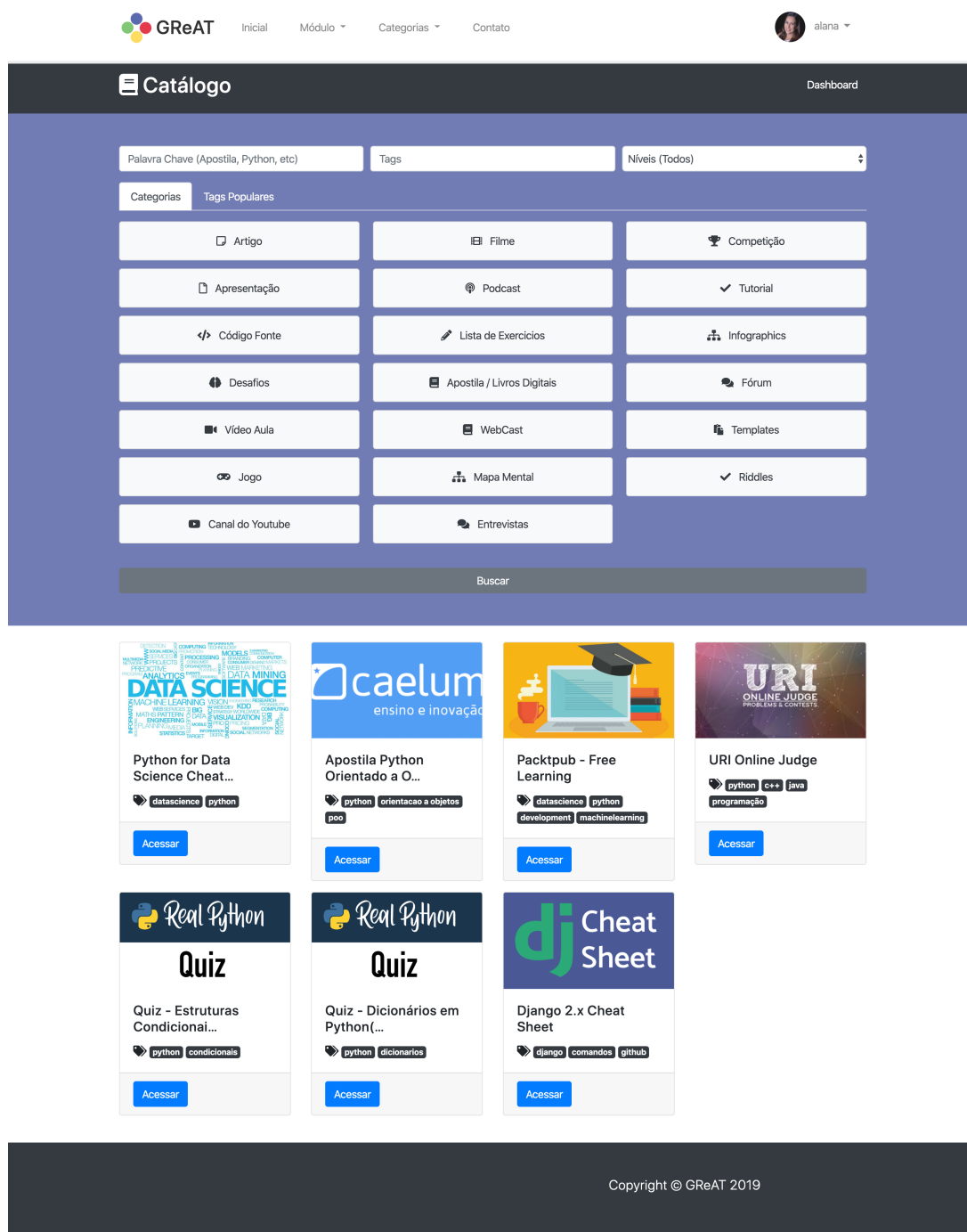
A Figura 9 mostra o painel para um usuário destacando seus colegas relacionados e também algumas recomendações de conteúdo que ele pode gostar. Figure 10 mostra o catálogo de conteúdo do sistema marcado por assunto e estilo de aprendizagem.

Figura 9 – Painel do Usuário



Fonte: autora

Figura 10 – Catálogo de Conteúdos



Fonte: autora

6 Adaptação de Interface baseada em estilos de aprendizagem

Neste capítulo são abordados os resultados da presente pesquisa referente à adaptação de interface baseada em estilos de aprendizagem. Os estilos de aprendizagem de Honey e Mumford, conforme exposto na Seção 2.1.2, estão relacionados ao ciclo de aprendizagem experiencial (KOLB, 1976). Nesse estudo, os mesmos compõem o Modelo de Aluno, posto que são os parâmetros utilizados para a adaptação.

Dessa forma, a presente seção apresenta as características relevantes dos estilos de aprendizagem, o modelo de adaptação de interface, os protótipos da interface conforme esse modelo e, por fim, propõe-se um modelo de interface do professor com a finalidade de auxiliar na produção do conteúdo a ser disponibilizado e adaptado aos diferentes alunos.

6.1 Características relevantes dos estilos de aprendizagem

De acordo com Honey e Mumford (2006), os alunos ativistas são caracterizados pela busca de novas experiências e desafios, os reflexivos são indivíduos que adotam uma postura mais reflexiva, os teóricos optam pela lógica e objetividade e os pragmáticos são guiados pelos benefícios práticos da aprendizagem. A Tabela 5 mostra de forma sucinta as atividades favoráveis e desfavoráveis ao aprendizado dos alunos conforme os estilos de aprendizagem.

Tabela 5 – Atividades favoráveis e desfavoráveis aos estilos de aprendizagem

Estilo	Atividades favoráveis	Atividades desfavoráveis
Ativista	Novas experiências, problemas e oportunidades. Atividades de curta duração, como competições. Geração de ideias. Tarefas desafiadoras. Envolvimento com outras pessoas.	Papéis passivos. Trabalhos solitários, como leitura e escrita. Repetição de tarefas. Instruções bem definidas.
reflexivo	Afastamento dos eventos para escuta / observação. Preparação com antecedência. Pesquisa, investigação e testes. Produção de análises e relatórios precisos. Sem prazos apertados ou pressão.	Liderança. Ação sem planejamento. Informações insuficientes para determinar as conclusões. Falta de tempo para dedicação ao trabalho.
Teórico	Metodismo e exploração de associações e inter-relações entre ideias, eventos e situações. Questionamento e investigação. Expansão do intelecto. Situações estruturadas com propósito definido. Ouvir ou ler sobre ideias e conceitos baseadas na racionalidade e na lógica.	Sem informações suficientes ou propósito aparente. Situações envolvendo emoções e sentimentos. Processos não estruturados. Sem validação ou estatísticas para apoiar o argumento.
Pragmático	Ligação óbvia entre o conteúdo e um problema ou oportunidade. Técnicas com benefícios claros. Experimentação e prática de técnicas com a orientação de um especialista. Concentração em questões práticas.	Aprendizado não relacionado a necessidade imediata ou benefício prático. Inexistência de diretrizes sobre como proceder. Redundâncias e burocracias.

Fonte: Adaptado de [Honey e Mumford \(2006\)](#)

Diante dessas informações, pode-se determinar o envolvimento dos alunos em atividades de aprendizagem, considerando os seguintes aspectos: a prioridade, a perspectiva de resolução de problemas ou aplicação do conteúdo, a forma de interação com os demais e sua postura em relação aos procedimentos.

Em relação a prioridade, no caso do ativista, tem-se a participação, posto que vivenciar a experiência é mais importante para este aluno, assim como participar da mesma de forma ativa, uma vez que situações em que seu papel é passivo são desfavoráveis a sua aprendizagem. O reflexivo, por sua vez, prioriza a observação em virtude de sua preferência por recuar para fins de observar a experiência sob diferentes perspectivas. Para o teórico, a prioridade é a investigação, haja vista que este aprendiz demonstra predileção por cenários nos quais pode indagar, questionar e sondar os fatos e acontecimentos. Por fim, o pragmático prioriza a aplicação, pois sua aprendizagem requer a visualização dos benefícios do conteúdo.

A perspectiva para resolução de problemas é imediatista para ativistas e pragmáticos. O primeiro está envolvido de forma ativa na aprendizagem, enquanto o segundo busca estabelecer uma conexão entre o conteúdo e suas aplicações para, desse modo, comprometer-se com a aprendizagem. O reflexivo e o teórico, por outro lado, apresentam uma perspectiva de longo prazo. Para o reflexivo, essa característica está relacionada ao fato desse aluno não ter um bom desenvolvimento em situações com prazos apertados. No caso do teórico, esse aspecto está ligado ao fato do seu aprendizado depender da compreensão das ideias, conceitos e teorias com uma

fundamentação lógica.

No caso da interação, os ativistas e pragmáticos são alunos mais sociais, posto que atuam em situações que envolvem o trabalho em grupos e, especificamente, os ativistas são pessoas aptas a desempenharem funções de liderança. O reflexivo, por outro lado, é um indivíduo mais reservado em suas interações, já que se afasta das experiências para fins de observá-las. Os teóricos, por sua vez, não são alunos tão sociais quantos os ativistas e também não são tão reservados quanto os reflexivos, uma vez que interagem para fins de questionar e indagar sobre as situações de modo que possam atuar de maneira lógica e, portanto, sua interação pode ser considerada intermediária.

Os procedimentos são flexíveis para os ativistas, uma vez que estes alunos não têm problemas com novas situações de aprendizagem. Os reflexivos e pragmáticos preferem diretrizes bem definidas. Para os reflexivos, tem-se essa postura em razão de sua aprendizagem não ser favorecida em situações em que não está preparado previamente, enquanto, no caso dos pragmáticos, este aspecto está relacionado ao fato de mesmo buscar compreender as aplicações a partir de procedimentos. Os teóricos, por sua vez, buscam seguir procedimentos lógicos, uma vez que a flexibilização destes pode ocorrer desde que haja uma fundamentação válida.

Esses dados encontram-se sumarizados na Tabela 6.

Tabela 6 – Características dos estilos de aprendizagem de Honey e Mumford

	Ativista	Reflexivo	Teórico	Pragmático
Prioridade	Participação	Observação	Investigação	Aplicação
Perspectiva	Imediatista	Longo prazo	Longo prazo	Imediatista
Interação	Social	Reservado	Intermediário	Social
Procedimentos	Flexíveis	Definidos	Lógicos	Definidos

Fonte: autora

6.2 Modelo de adaptação

O Modelo de Adaptação estabelece as relações entre o Modelo de Aluno e o Modelo de Domínio. Nessa perspectiva, a seguir serão apresentados os elementos constituintes do Modelo de Domínio associados ao estilo de aprendizagem, uma vez que esta característica é o parâmetro da adaptação. Com isso, as Formas de Exploração, Ordem de Detalhamento, Ordem de Composição, Recurso, Cores, Feedback, Organização dos Conteúdos e Componentes Fundamentais serão definidos conforme as características relevantes do estilo de aprendizagem sumarizadas na seção anterior.

6.2.1 Aluno ativista

Em linhas gerais, um aluno ativista é caracterizado por apresentar preferência por embarcar em novas experiências e oportunidades de aprendizagem com a mente aberta, dada a sua prioridade pela participação, enquanto, simultaneamente, tem seu aprendizado comprometido em situações que envolvem instruções e diretrizes bem definidas. Estabelece-se, portanto, a Forma de Exploração em rede para esse estilo de aprendizagem.

A Ordem de Detalhamento, por sua vez, é definida como do Específico para Geral e a Ordem de Composição deve ser Baseada em Atividade (MAGOULAS et al., 2003). Esses valores para OD e OC são assim definidos em razão das suas preferências aos estágios EA e EC do ciclo experiencial que indicam que sua compreensão do todo é fomentada por experiências e atividades em situações específicas.

São recomendados Recursos relacionados a Competições, Desafios e Jogos, uma vez que esse aluno apresenta-se como um indivíduo motivado por atividades competitivas. Além disso, recomenda-se Fóruns em razão da sua capacidade de trabalhar com outros indivíduos em situações que envolvem discussões, debates e resolução de problemas. Como não são produtivos em cenários que requerem muita leitura, também são indicados recursos gráficos como Infográfico e Mapa Mental.

Em relação às cores, são indicadas o amarelo, laranja e vermelho, uma vez que são associadas às sensações de espontaneidade, dinamismo e vitória (VELASCO et al., 2010). A forma de feedback para esse perfil de aluno, por sua vez, deve apresentar seu desempenho comparado ao da turma, posto que essa abordagem tem como pretensão estimular o aluno a manter uma boa performance e, por conseguinte, melhorar o seu desempenho. Como trata-se de um indivíduo competitivo e imediatista, essa comparação deve ser com dados atuais.

A Organização dos Conteúdos, nesse caso, podem ser com uma imagem ilustrativa e o título, haja vista que o ativista é conhecido por ingressar em novas experiências sem preconceitos e, assim sendo, não apresenta a necessidade de informações adicionais. Em relação aos componentes fundamentais em um AVA, são estabelecidos os Fóruns e as “Últimas atualizações”. Em síntese, a relevância do primeiro item está relacionada ao fato do mesmo interagir socialmente em situações de aprendizagem, enquanto o segundo item está relacionado ao seu comprometimento em novas experiências. Além disso, a indicação do item “Últimas atualizações” também justifica-se pelo aluno explorar os conteúdos em rede.

6.2.2 Aluno reflexivo

No caso do reflexivo, a Forma de Exploração deve ser linear, posto que este aluno não se beneficia ao realizar atividades sem a devida preparação e, portanto, sua exploração do conteúdo deve ser em etapas. Define-se a OD como Geral para Específico, dado que necessitam de um panorama geral para investigar e estabelecer suas próprias conclusões. A Ordem de Composição, por sua vez, é Baseada em Exemplo (MAGOULAS et al., 2003) devido ao fato do seu aprendizado ser enriquecido quando lhe é permitido observar os fenômenos estudados.

Em relação aos Recursos, são recomendados Apostilas/Livros Digitais, Artigo, Documentário, Filmes, Podcasts, Riddles, Vídeo Aula e Webcast em virtude da sua preferência por observar e refletir sobre os conteúdos a partir de diferentes pontos de vista. Além disso, recomenda-se Listas de Exercícios, uma vez que permitem ao reflexivo realizar autoanálise do seu conhecimento assim como revisar o conteúdo.

As cores associadas ao perfil do reflexivo são rosa, marrom, violeta e verde, pois sugerem estabilidade, segurança, confiança, sinceridade e bem-estar (VELASCO et al., 2010). O Feedback pode ser apresentado comparando dados oriundos da sua autoanálise com os dados calculados pelo sistema ao longo do tempo. Essa estruturação do feedback, permite que o aluno exercite sua capacidade de autoanálise, enquanto tem a possibilidade de visualizar a sua situação acadêmica sob dois vieses distintos. Como consequência, lhe é dada a oportunidade de chegar às suas próprias conclusões em relação a sua desenvoltura no ambiente de aprendizagem.

A Organização do Conteúdo, nesse caso, deve ser feita com uma imagem ilustrativa, o título do conteúdo e problemática para fins de reflexão. O intuito desse último item é oportunizar ao reflexivo desenvolver sua capacidade reflexiva de modo que esteja preparado para estudar o conteúdo proposto. Os componentes fundamentais, por sua vez, são os Avisos e Tarefas, haja vista que estes permitem que o aluno tenha condições de organizar o seu tempo e se preparar para as atividades, evitando, conseqüentemente, os prazos apertados que prejudicam o seu desempenho.

6.2.3 Aluno teórico

Para o teórico, define-se a Forma de Exploração em rede, posto que, no processo de aprendizagem, sentem a necessidade de indagar, questionar e investigar. Como seu aprendizado depende da sua compreensão das teorias, a OD é Geral para Específica e a OC é Baseada em Teoria (MAGOULAS et al., 2003). São alunos, ademais, cujo envolvimento no processo de aprendizagem é fomentado por teorias, modelos, conceitos e fatos. Desse modo, os Recursos recomendados são a Apostila / Livros Digitais, Artigo, Documentário, Vídeo Aula, Vídeo de Demonstração e Webcast.

Em relação às cores, são indicadas as cores azul e cinza já que evocam sinceridade, confiança e objetividade (VELASCO et al., 2010). Como são indivíduos que apresentam predileção por situações com dados estatísticos e contextualização, o Feedback pode ser apresentado como uma linha do tempo que permita visualizar o seu progresso assim como compreender o seu desempenho nos pontos específicos. Essa forma de Feedback, ademais, corrobora com sua OD, posto que mostra um panorama geral que pode ser especificado.

Sobre a Organização dos Conteúdos, os mesmos devem apresentar uma imagem ilustrativa em pequena escala, o título e os objetivos educacionais. Estes objetivos educacionais proporcionam ao teórico a chance de conhecer o propósito do conteúdo. Por fim, os componentes fundamentais são as “Últimas atualizações”, uma vez que corroboram com sua Forma de Exploração, e Fóruns, pois são ambientes em que podem questionar e argumentar.

6.2.4 Aluno pragmático

Os pragmáticos apresentam Forma de Exploração linear, uma vez que não são motivados em situações em que inexistem uma diretriz estabelecida sobre procedimentos e, portanto, um aprendizado em etapas é mais apropriado. Como são incentivados pelos benefícios práticos, a OD deve ser do Específico para o Geral. Por fim, recomenda-se a OC Baseada em Exercício (MAGOULAS et al., 2003), posto que busca fomentar seu interesse em aprender o conteúdo para ter condições de resolver os exercícios.

Como necessitam visualizar os benefícios ou aplicações do conteúdo, recomenda-se Documentários, Filmes, Jogos, Lista de Exercícios e Tutoriais como Recursos. Não demonstram, ademais, interesse em atividades puramente teóricas e, portanto, recomenda-se também os Infográficos, posto que este recurso facilita o entendimento da teoria.

As cores designadas são o vermelho acastanhado, amarelo e verde, pois estimulam a tomada de decisão assim como revelam espontaneidade, estabilidade e crescimento (VELASCO et al., 2010). O Feedback, por sua vez, deve ser apresentado em porcentagens de forma gráfica, haja vista que esta representação permite a visualização imediata da situação. Dessa forma, a intenção desse tipo de feedback é evidenciar, caso o seu desempenho seja insuficiente, a necessidade de ações corretivas, por exemplo.

A Organização do Conteúdo deve apresentar, além da imagem e título, as possíveis aplicações do conteúdo de forma que o aluno possa antever a sua importância. Os componentes fundamentais, nesse caso, são as Tarefas e os Fóruns. O primeiro lhe permite exercitar o aprendizado enquanto o segundo lhe oportuniza o envolvimento em discussões que, por sua vez, lhe propiciam experienciar situações a partir da vivência de

outros indivíduos.

6.2.5 Síntese do Modelo de adaptação

Diante das descrições dos estilos de aprendizagem a partir dos elementos do Modelo de Domínio, obtém-se o Modelo de Adaptação, cujos dados estão sumarizados na Tabela 7.

Tabela 7 – Modelo de adaptação de interface

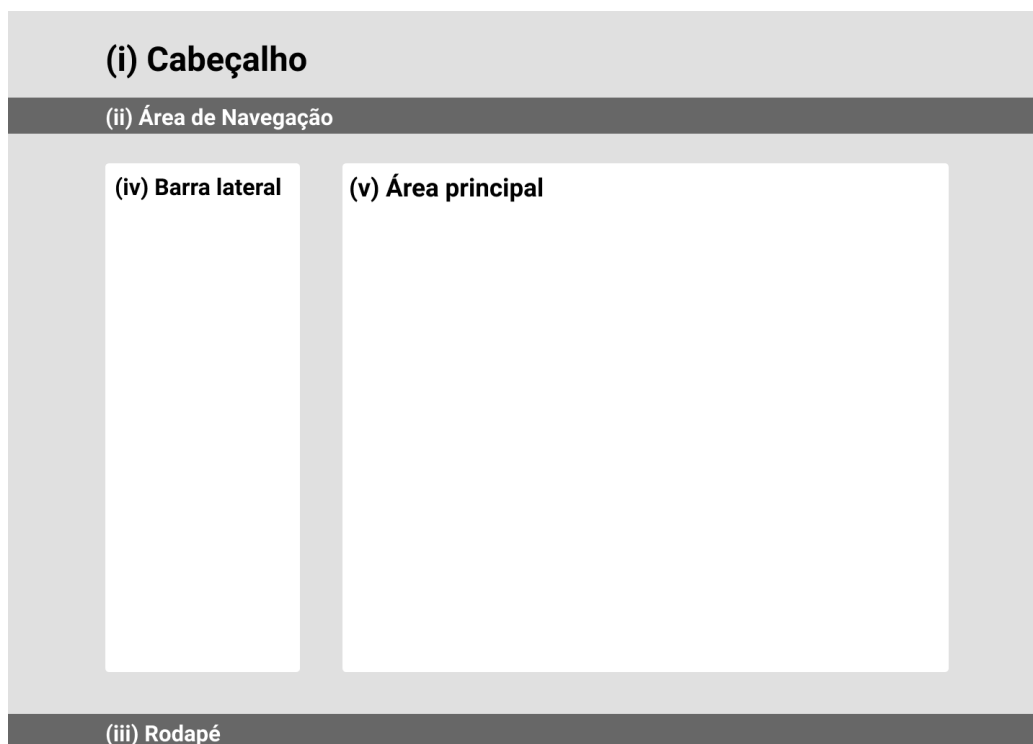
	Ativista	reflexivo	Teórico	Pragmático
Forma de Exploração	Rede	Linear	Rede	Linear
Ordem de Detalhamento	Específico para Geral	Geral para Específico	Geral para Específico	Específico para Geral
Ordem Composição	Baseada em Atividade	Baseada em Exemplo	Baseada em Teoria	Baseada em Exercício
Recursos	Competição, Desafios, Filmes, Fórum, Infográfico, Jogo e Mapa Mental	Apostila / Livros Digitais, Artigo, Documentário, Filmes, Lista de Exercícios, Podcast, Riddles, Vídeo Aula e Webcast	Apostila / Livros Digitais, Artigo, Documentário, Vídeo Aula, Vídeo de demonstração e Webcast	Documentário, Filmes, Infográfico, Jogo, Lista de Exercícios e Tutorial
Cores	Amarelo, laranja e vermelho	Rosa, marrom, violeta e verde	Azul e cinza	Vermelho acastanhado, amarelo e verde
Feedback	Individual x Turma	Autoanálise x Nota	Linha do tempo	Representação gráfica de percentual
Organização do Conteúdo	Imagem representativa e título do conteúdo	Imagem representativa, título e problemática	Imagem representativa, título e objetivos educacionais	Imagem representativa, título e aplicações
Componentes Fundamentais	Fóruns e Últimas atualizações	Avisos e Tarefas	Últimas atualizações e Fóruns	Tarefas e Fóruns

Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

6.3 Protótipos para interfaces

Com base no Modelo de Adaptação, foram estruturados os protótipos de três telas para fins de simulação da interface de um Ambiente Virtual de Aprendizagem Adaptativo. A primeira tela refere-se a área principal do módulo *Minhas Turmas* de um AVA, a segunda tela apresenta uma turma selecionada com a listagem de conteúdos e, por fim, a terceira tela mostra o conteúdo propriamente dito.

Essas telas, no presente trabalho, apresentam o mesmo *template* para os estilos de aprendizagem, uma vez que estes são definidos como preferências de aprendizagem flexivelmente estáveis (COFFIELD et al., 2004). Logo, caso haja uma mudança no perfil de aprendizagem do aluno, o mesmo terá condições de reconhecer o sistema e suas funcionalidades. Na Figura 11, indica-se o *template* para as telas.

Figura 11 – *Template* para as telas

Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Em síntese, esse *template* apresenta cinco elementos distintos: *i*) o cabeçalho, *ii*) área de navegação, *iii*) rodapé, *iv*) barra lateral esquerda e *v*) área principal. Em (*i*), são colocadas informações sobre a logomarca e identidade do sistema, os principais recursos oferecidos e o perfil do usuário. A área (*ii*), por sua vez, é utilizada para indicar em que lugar o usuário se encontra, prezando por sua orientação nesse ambiente, enquanto (*iii*) pode ser utilizado para fins de fornecimento de informações adicionais. As áreas (*iv*) e (*v*), por outro lado, são utilizadas para diferentes finalidades, as quais dependem diretamente da tela a que se refere, sendo norteadas pelo Modelo de Adaptação.

Como as cores são elementos importantes na representação gráfica, optou-se por construir paletas com cinco cores para cada estilo, sendo duas fixas, uma vez que são destinadas às cores das fontes e do plano de fundo. As outras três, por outro lado, foram definidas a partir da Tabela 7 e podem ser empregadas como cor principal, secundária ou terciária. Com isso, as áreas (*ii*) e (*iii*) assim como os detalhes das áreas (*iv*) e (*v*) são adaptados nesse sentido.

6.3.1 Adaptação da tela *Minhas Turmas*

A primeira tela refere-se ao módulo *Minhas Turmas* e, portanto, apresenta as turmas em andamento, assim como funcionalidades relacionadas a estas.

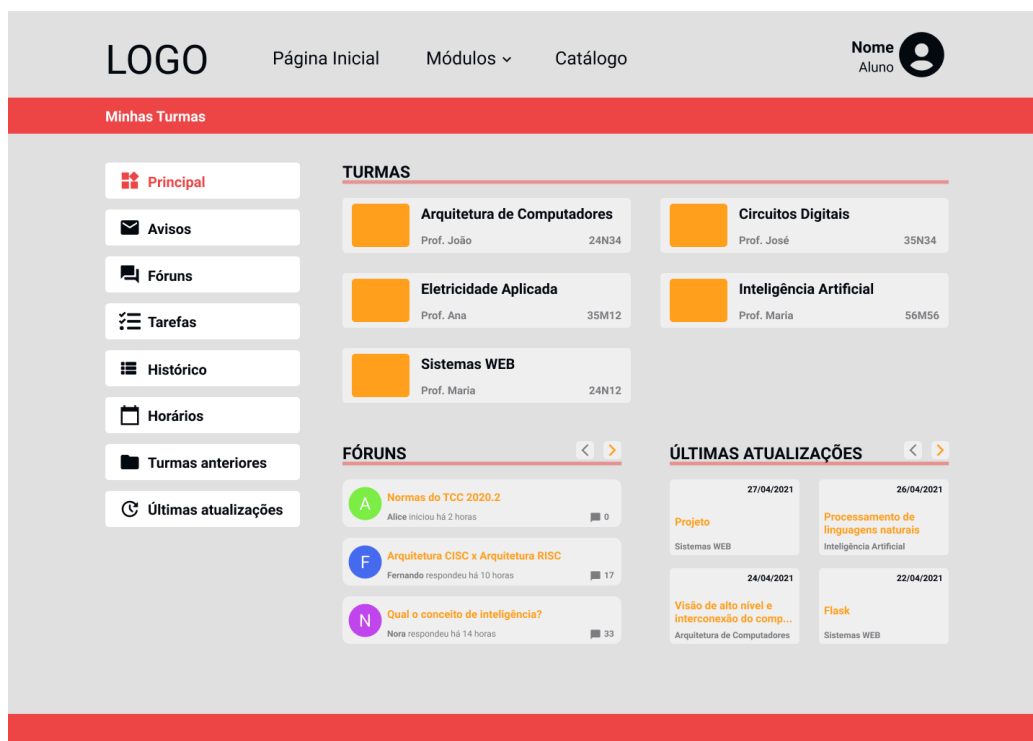
A área principal é subdividida em três partes: uma área mais abrangente na

Figura 12 – Paletas para os estilos de aprendizagem



Fonte: autora

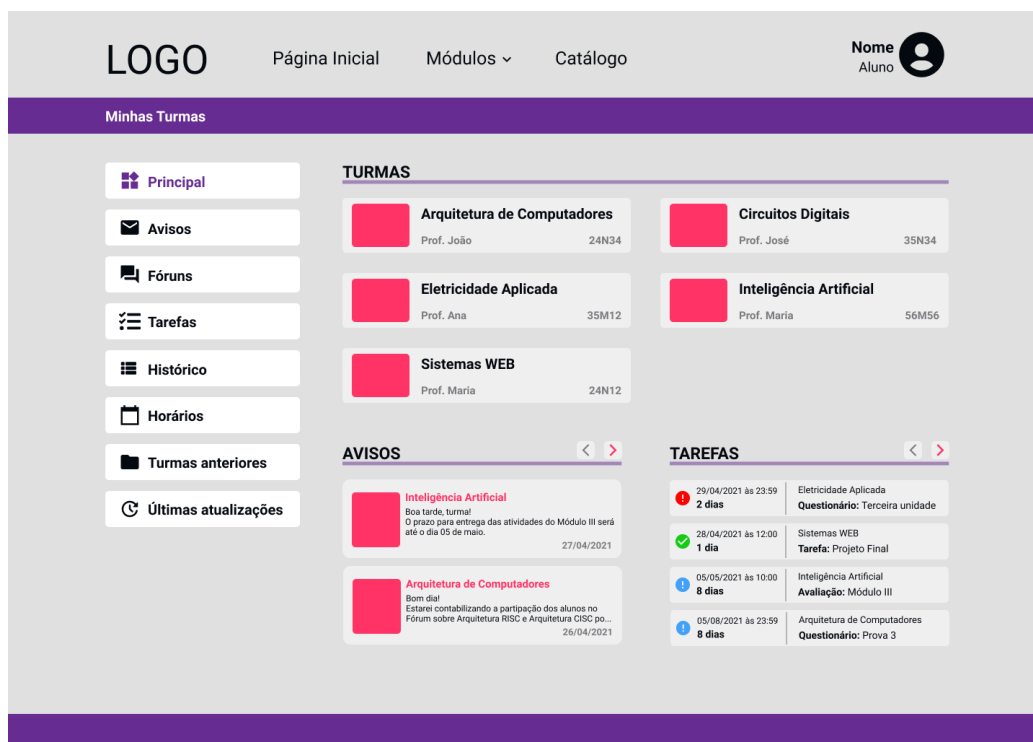
parte superior e duas áreas menores na parte inferior. A área maior é destinada à listagem das turmas do aluno, enquanto as duas áreas menores, ou áreas de destaque, são reservadas aos Componentes Fundamentais, uma vez que, ao evidenciar estes, intenciona-se que o aluno tenha maior atenção a componentes que contribuem para com sua experiência no AVA. Para o ativista, evidencia-se os Fóruns e Últimas Atualizações (Figura 13) enquanto para os reflexivos são colocados Avisos e Tarefas nas áreas de destaque (Figura 14). No caso do teórico, são destacadas as Últimas Atualizações e Fóruns (Figura 15), enquanto para o pragmático tem-se as Tarefas e Fóruns (Figura 16). Todas essas funcionalidades em destaque podem ser exploradas pela navegação, indicada pelas setas, ou selecionando o título da área de destaque.

Figura 13 – Tela 1: *Minhas Turmas* para o estilo ativista

Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Esses componentes nas áreas de destaque em (v) também encontram-se presentes em (iv) para todos os estilos de aprendizagem, uma vez que pretende-se disponibilizar as funcionalidades a todos os usuários. Desse modo, essa característica

Figura 14 – Tela 1: *Minhas Turmas* para o estilo reflexivo



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 15 – Tela 1: *Minhas Turmas* para o estilo teórico



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 16 – Tela 1: *Minhas Turmas* para o estilo pragmático

Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

será útil na validação, em fases posteriores ao presente trabalho, de quais componentes são mais relevantes para o estilo de aprendizagem conforme a *User eXperience* e, em versões futuras, o sistema poderá identificar uma mudança nas preferências de aprendizagem do indivíduo com base em suas ações no ambiente de aprendizagem.

Dessa forma, a barra lateral da primeira tela apresenta os mesmos itens para cada um dos estilos de aprendizagem. A mesma é composta pelos componentes fundamentais aos estilos, assim como pelos itens Histórico e Turmas anteriores. Apresenta, ademais, o item Principal em referência à principal página desse módulo. Em linhas gerais, os itens possuem os mesmos símbolos associados às descrições a fim de garantir a consistência e os padrões do sistema bem como o reconhecimento das ações, prezando, portanto, pela usabilidade (NIELSEN; MOLICH, 1990).

A adaptação da Tela 1, assim sendo, está somente no aspecto da apresentação, uma vez que as cores são diferenciadas para os diferentes estilos de aprendizagem assim como se adapta os objetos de interação. Sua adaptação, ademais, está em conformidade com a técnica Variantes de página, haja vista que o *layout* e outros componentes visíveis são apresentados de maneiras distintas para os usuários (BATISTA, 2008).

6.3.2 Adaptação da tela da turma

Na segunda tela, a barra lateral está dividida em duas áreas específicas: os itens do menu da turma dispostos na parte superior e, na área inferior, tem-se o feedback do desempenho do estudante na referida turma. Esse aspecto, ademais, obedece os critérios estabelecidos para os estilos de aprendizagem na Tabela 7, enquanto os itens do menu são fixos para todos os alunos. São eles: Tópicos de aula, Avisos, Fóruns, Tarefas, Participantes e Recursos Adicionais. A área principal, por sua vez, também apresenta os conteúdos conforme o Modelo de Adaptação.

Em síntese, o ativista tem o feedback de seu desempenho através de um gráfico de barras que mostra as suas estatísticas individuais comparadas a média da turma. Os conteúdos, por sua vez, são apresentados com uma imagem e o título, sem quaisquer restrições de acesso. Na Figura 17, apresenta-se a segunda tela para o aluno ativista.

Para o aluno reflexivo, o feedback, expresso em desempenho, compara sua autoanálise com a análise sistematizada do sistema ao longo do tempo. Os conteúdos, por sua vez, são listados com uma questão ou problemática para fins de reflexão. Como trata-se de um aluno cuja forma de exploração é linear, os conteúdos são desbloqueados apenas quando cumpriu os conteúdos anteriores (Figura 18).

O aluno teórico, por sua vez, apresenta feedback no formato do gráfico de linhas que pode visualizar seu desempenho ao longo do tempo. Além disso, propõe-se que esse gráfico seja interativo, posto que lhe permitiria explorar as especificidades de seus erros ou acertos. Os conteúdos listados, nesse caso, apresentam a imagem, o título e um objetivo educacional. Como sua Forma de Exploração é em rede, o mesmo não é limitado a percorrer o conteúdo (Figura 19).

O pragmático tem os dados de desempenho apresentados como gráficos circulares de porcentagem para fins de visualização mais compreensível. Sua forma de exploração é linear, o que resulta em limitações na navegação entre as etapas do conteúdo. A lista de conteúdos, ademais, apresenta o título com imagem e as possíveis aplicações ou benefícios práticos do conteúdo conforme a Figura 20.

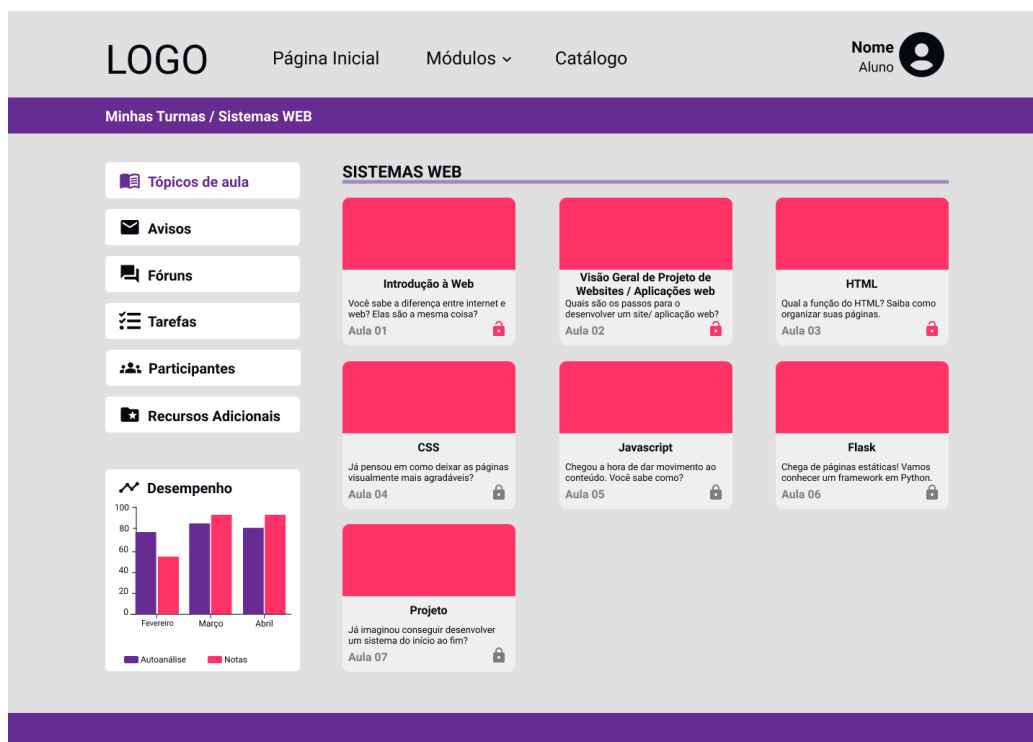
Então, as adaptações da segunda tela estão relacionadas à navegação, uma vez que a Forma de Exploração determina a navegação entre os conteúdos publicados na turma. A adaptação proposta também ocorre no aspecto da apresentação, uma vez que as cores dependem da preferência de aprendizagem assim como a forma de apresentar o desempenho. Sobre o feedback relacionado ao desempenho, embora o mesmo seja apresentado nesta tela nos formatos definidos para o estilo, o aluno terá possibilidade de explorar essa funcionalidade para obter diferentes perspectivas sobre o seu progresso.

Figura 17 – Tela 2: Turma para o estilo ativista



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 18 – Tela 2: Turma para o estilo reflexivo



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 19 – Tela 2: Turma para o estilo teórico



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 20 – Tela 2: Turma para o estilo pragmático



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

6.3.3 Adaptação da tela do conteúdo

Por fim, a terceira tela foi projetada com base nos Recursos, Forma de Exploração, Ordem de Detalhamento e Ordem de Composição. Em síntese, a tela do conteúdo apresenta na barra lateral esquerda duas áreas: a área de navegação do conteúdo e a área destinada aos recursos adicionais. A área principal, por sua vez, apresenta o conteúdo da aula.

Os recursos adicionais referem-se a materiais complementares ao aprendizado do aluno. Os mesmos são indicados com base nos tipos de Recursos recomendados ao estilo de aprendizagem associado a Ordem de Detalhamento destes recursos. Desse modo, um aluno ativista terá, prioritariamente, como recomendação um Mapa Mental, cujo detalhamento será do específico para o geral, enquanto um teórico recebe a indicação de um artigo que discute o conteúdo a partir de uma perspectiva geral para uma mais específica.

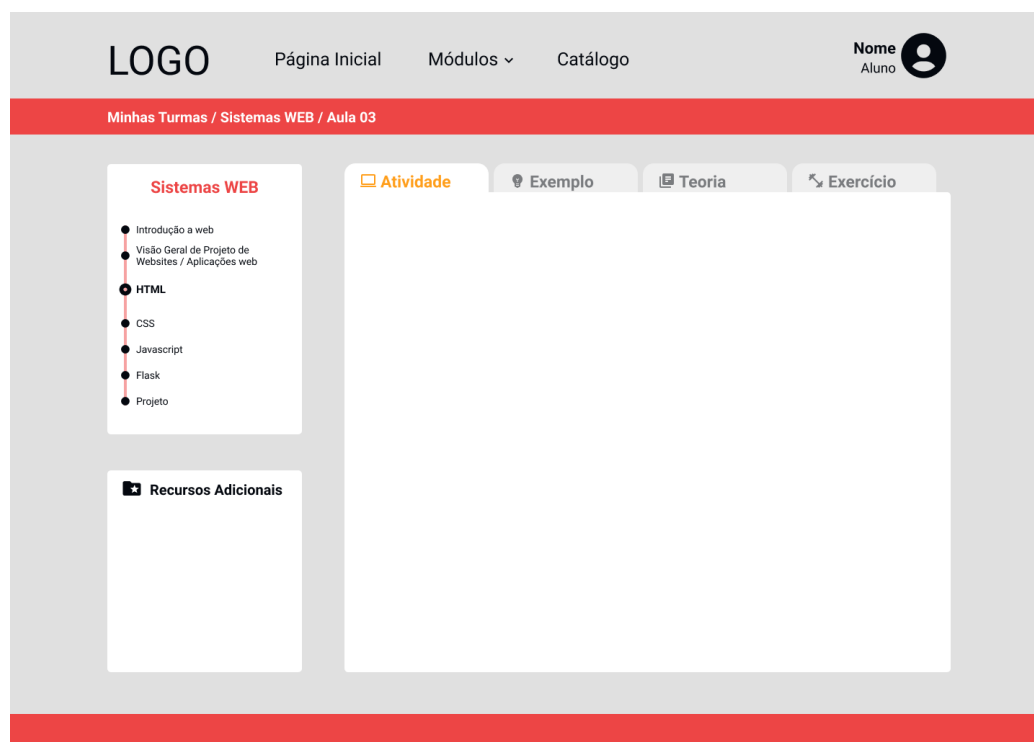
A área de navegação do conteúdo apresenta os conteúdos em tópicos tal que possibilita ao aluno compreender a estrutura da disciplina. As adaptações dessa área estão relacionadas a Forma de Exploração do estilo de aprendizagem do aluno. Com isso, estabelece-se que caso a Forma de Exploração seja em rede, todo o conteúdo estará à disposição do usuário para fins de navegação. Caso a Forma de Exploração seja linear, os conteúdos serão liberados gradualmente conforme o seu avanço na disciplina. Para apresentar essas informações de maneira adequada, emprega-se a seguinte técnica de adaptação da navegação: a Anotação de *Links* (BATISTA, 2008). Em síntese, o conteúdo atual é considerado o mais relevante para o aprendizado do aluno tal que o mesmo será evidenciado em letras maiores destacadas em negrito. Por sua vez, os conteúdos não acessíveis para os alunos com Forma de Exploração linear são considerados irrelevantes neste momento, tal que são indicados pelo tom mais claro em relação aos demais.

A área principal, ou área de conteúdo, apresenta os elementos que constituem o conteúdo, Atividade, Exemplo, Exercício e Teoria, distribuídos em quatro abas. A ordem desses elementos é determinada pela OC do estilo de aprendizagem. Com isso, um aluno reflexivo apresenta os conteúdos Exemplo, Teoria, Exercício e Atividade, nessa ordem. Um aluno teórico, por outro lado, é caracterizado por apresentar Teoria, Exemplo, Exercício e, por fim, a Atividade. Observa-se, ademais, que caso não seja possível elaborar uma atividade de simulação para o conteúdo, esse elemento será omitido.

A área de conteúdo também sofre adaptações baseadas na FE, uma vez que, para perfis com forma de exploração linear, o aluno apenas terá permissão para acessar um elemento, caso tenha estudado os anteriores a este. Portanto, ativistas e teóricos terão liberdade para navegar entre esses elementos (Figuras 21 e 23), enquanto a navegação dos reflexivos e pragmáticos requer que os mesmos tenham cumprido o

elemento anterior (Figuras 22 e 24). No caso da navegação entre elementos do conteúdo, utiliza-se a cor secundária da paleta para destacar o elemento em que o estudante se encontra e tons mais claros da fonte para os demais elementos conforme a proposta da Anotação de *Links*. Para os reflexivos e pragmáticos, cuja Forma de Exploração é linear, os elementos bloqueados são indicados através de cadeados ocupando o espaço do símbolo do elemento.

Figura 21 – Tela 3: Conteúdo para o estilo ativista



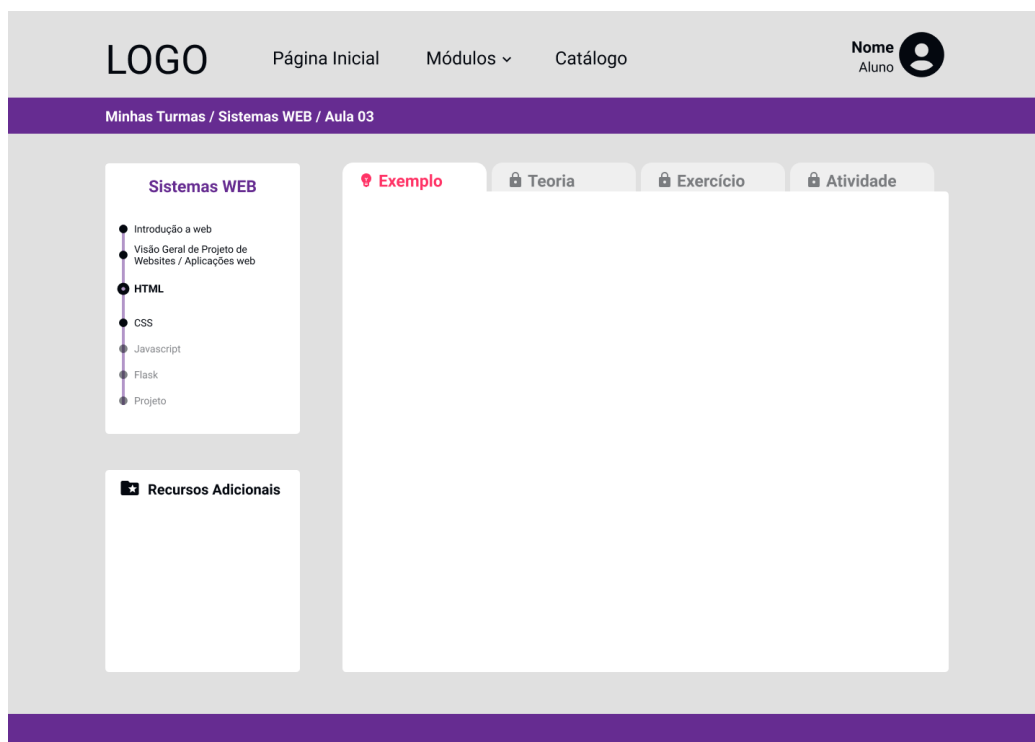
Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Dessa forma, a proposta de adaptação da terceira tela contempla os aspectos de informação, navegação e apresentação. Embora o conteúdo expresso na área principal seja o mesmo, os recursos adicionais são indicados com base no estilo de aprendizagem. Nesse caso, emprega-se a técnica de adaptação do conteúdo Fragmento Condicional, posto que, a partir das condições estabelecidas, o sistema determina a exibição ou omissão de recursos. A navegação do conteúdo, por sua vez, utiliza a técnica Anotação de *Links* para fins de representação visual da relevância dos conteúdos. Por fim, a apresentação está relacionada às cores do *layout*.

6.4 Atuação do professor no AVA adaptativo

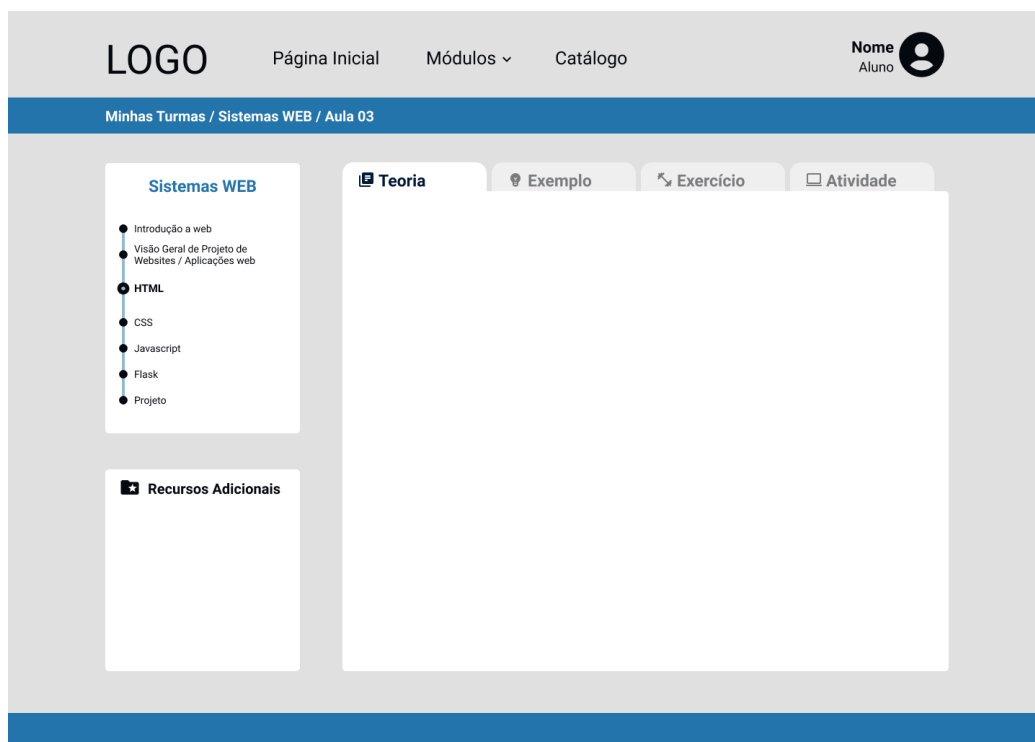
Um Ambiente Virtual de Aprendizagem pode ser caracterizado como um intermediário entre o estudante e o professor, posto que medeia o processo de ensino-aprendizagem (PEREIRA et al., 2007). Desse modo, ao promover a adaptação da

Figura 22 – Tela 3: Conteúdo para o estilo reflexivo



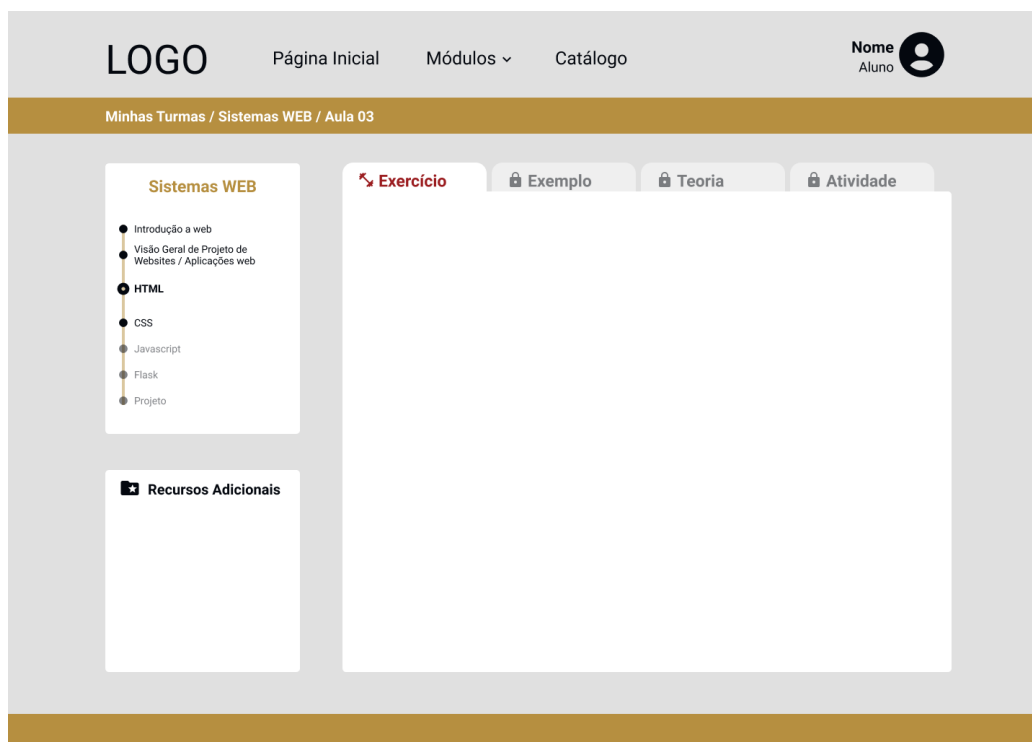
Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 23 – Tela 3: Conteúdo para o estilo teórico



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

Figura 24 – Tela 3: Conteúdo para o estilo pragmático



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

interface do aluno em termos da apresentação do conteúdo, deve-se também prover assistência à atuação do professor nesse ambiente, uma vez que este é o responsável pela produção de conteúdo no AVA. O professor, ademais, também é um usuário do sistema de aprendizagem. Projetar para experiência do usuário exige, portanto, favorecer tanto a experiência do aluno como a do professor.

A seguir serão descritos o papel do professor na produção do conteúdo assim como a proposta de interface para auxílio do cumprimento de suas funções no AVA.

6.4.1 O papel do professor na produção de conteúdo

A prática docente em um Ambiente Virtual de Aprendizagem exige ao professor ser o autor dos conteúdos disponibilizados aos alunos. No modelo de adaptação de interfaces proposto neste trabalho, verifica-se que os conteúdos são apresentados conforme a Ordem de Composição específica para o estilo de aprendizagem do aluno assim como são recomendados materiais complementares. A recomendação desses materiais, por sua vez, obedece aos critérios dos tipos de Recursos indicados associados à Ordem de Detalhamento.

Os conteúdos, ademais, são listados na turma propiciando uma problemática para fins de reflexão, no caso do aluno reflexivo (Figura 18), os objetivos educacionais visando esclarecer os propósitos da aula, para o teórico (Figura 19), e as aplicações para o

estímulo do interesse, no caso do pragmático (Figura 20). O gerenciamento desses diferentes elementos, especificados no modelo de adaptação, deve ser realizado pelo sistema. Desse modo, o professor apenas deve fornecer as informações que compõem o conteúdo sem a necessidade de especificar o aluno que deve receber a informação ou a ordem em que essa informação deve ser conhecida.

Então, a fim de evitar a sobrecarga do professor na produção do conteúdo, propõe-se que essa atividade seja no formato de um plano de aula. Em linhas gerais, esse plano deve ser dividido em três áreas que, por sua vez, são divididas em elementos: as informações gerais, o conteúdo e os recursos didáticos.

Na primeira área, estão os elementos expostos na listagem dos conteúdos para os alunos: o título do conteúdo, a problemática, os objetivos educacionais, as aplicações e uma imagem ilustrativa. Na área do conteúdo, estão os elementos que compõem o referido conteúdo, ou seja, a atividade de simulação computacional, caso exista, o exemplo, o exercício e a teoria. Por fim, a área dos recursos didáticos propõe a recomendação de conteúdos via *upload* ou *links* da internet selecionando o tipo de recurso, conforme a lista de recursos do sistema, e sua OD, isto é, o mesmo deve ser classificado como específico ou geral em relação ao conteúdo em que está sendo proposto. Essas informações do plano de aula são sintetizadas na Tabela 8.

Tabela 8 – Plano de aula do professor em um AVA adaptativo

Área	Elemento	Objetivo
Informações gerais	Título	Identificar o conteúdo para todos os estilos de aprendizagem
	Problemática	Incentivar o processo de reflexão do aluno reflexivo
	Objetivos educacionais	Esclarecer os propósitos da aula para o aluno teórico
	Aplicações ou benefícios	Evidenciar as aplicações do conteúdo para o pragmático
	Imagem ilustrativa	Ilustrar o conteúdo para todos os estilos de aprendizagem
Conteúdo	Atividade	Caso exista, fornecer atividade de simulação a todos os estilos
	Exemplo	Exemplificar o uso do conteúdo
	Exercício	Promover o exercício do conteúdo
	Teoria	Fornecer base teórica do conteúdo
Recursos didáticos	Apostila / Livro Digital, Artigo, Competição, Desafio, Documentário, Filme, Fórum, Infográfico, Jogo, Lista de Exercício, Mapa Mental, Podcast, Charadas ou Enigma (Riddles), Tutorial, Vídeo Aula, Vídeo de demonstração, Webcast	Recomendar um conteúdo complementar específico ou geral para os alunos conforme sua OD e os Recursos indicados para a preferência de aprendizagem

Fonte: autora

6.4.2 Interface do professor

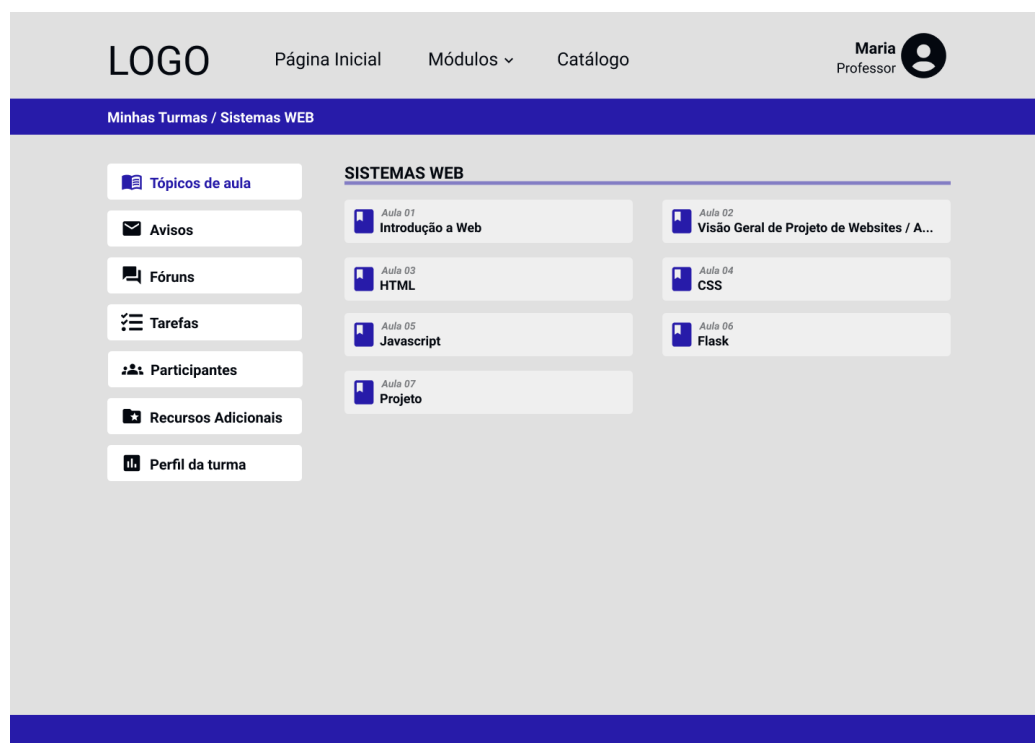
Para o projeto das telas da interface do professor, utilizou-se como base o *template* da Figura 11. Para isso, as áreas (i), (ii) e (iii) mantêm-se com os mesmos dados dos estilos de aprendizagem, enquanto as áreas (iv) e (v) proveem as funcionalidades a serem utilizadas especificamente pelo professor no AVA. Serão propostas, então, duas telas para o professor: a tela da turma e a tela do conteúdo.

Em síntese, a tela da turma (Figura 25) apresenta a listagem de conteúdos com o número referente à aula e o título do mesmo. Em sua barra lateral, tem um menu semelhante ao dos alunos em razão da sua função na produção de conteúdo e supervisão das atividades nesse ambiente. Como diferencial, o menu dispõe do item Perfil da Turma.

A funcionalidade provida por esse item busca apresentar o perfil da turma em termos das preferências por cada estilo de aprendizagem, utilizando, ademais, dados sobre o desempenho conforme esse parâmetro. Essa funcionalidade se justifica com base na necessidade do professor conhecer os estilos de aprendizagem dos discentes, porque, embora o sistema tenha a responsabilidade de distribuir e organizar o conteúdo de forma

adequada, isso não anula o papel do professor enquanto facilitador do conhecimento. Desse modo, ao conhecer os estilos dos alunos, o professor estará apto a elaborar um material mais coerente com a realidade.

Figura 25 – Tela da turma do professor



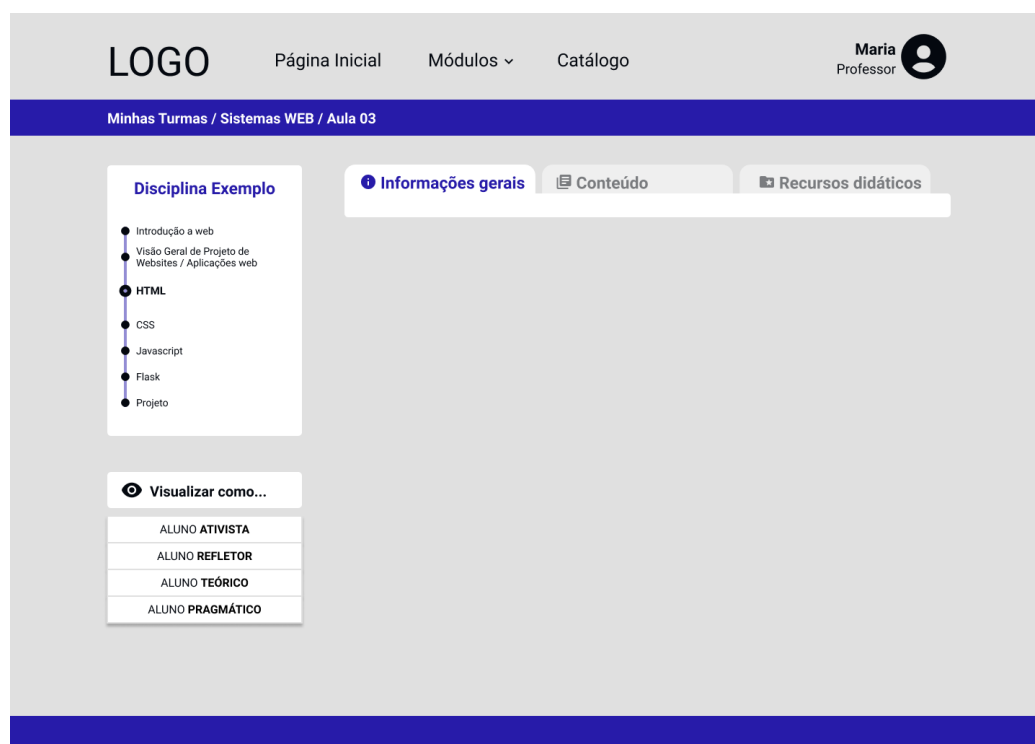
Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

A tela do conteúdo (Figura 26), por sua vez, apresenta o formato de um plano de aula conforme a proposta sintetizada na Tabela 8. Nesse caso, a área principal apresenta três abas referentes às três áreas do plano de aula, sendo que cada uma dessas abas apresenta campos específicos para os elementos que as constituem. Além disso, a barra lateral tem um área para navegação do conteúdo semelhante aos dos alunos ativista e teórico, uma vez que não há limitações quanto à navegação, posto que o professor é o usuário responsável pela produção do conteúdo.

Outra funcionalidade apresentada nesta segunda tela é o “Visualizar como”, a qual tem como proposta possibilitar ao professor a visualização do conteúdo nas perspectivas dos diferentes perfis de aluno do sistema. Com isso, o mesmo terá condições de identificar como o material elaborado será entregue ao aluno.

Em suma, a proposta da interface para o professor tem um caráter mais objetivo, dado que não busca reações relacionadas à identificação com o sistema ou motivação com o aprendiz. Apesar do docente, enquanto ser individual, apresentar suas próprias preferências de aprendizagem, estas não devem influenciar de maneira direta na elaboração do material, uma vez que poderia ter como consequência um material

Figura 26 – Tela do conteúdo do professor



Fonte: (OLIVEIRA et al., 2022)

mais dirigido para um tipo de aluno. Logo, a pretensão dessa interface é fornecer um ambiente adequado à elaboração de conteúdo para alunos com diferentes perfis. Desse modo, a interface busca ser uma maneira prática do professor cumprir com suas responsabilidades no AVA, enquanto apresenta um caráter simplificado a fim de não sobrecarregar o docente.

6.4.3 Considerações sobre acessibilidade

A acessibilidade em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) desempenha um papel crucial em garantir oportunidades iguais de aprendizado para todos os alunos, independentemente de suas habilidades físicas. Este estudo, concentrando-se na adaptação de interfaces de AVA com base em estilos de aprendizagem, reconhece a importância de integrar considerações de acessibilidade, particularmente em relação ao uso de cores.

As cores são um elemento essencial na acessibilidade de interfaces digitais, uma vez que escolhas inadequadas podem representar barreiras significativas para alunos com deficiências visuais, incluindo daltonismo e baixa visão. Diretrizes estabelecidas, como as Diretrizes de Acessibilidade para Conteúdo Web (WCAG¹), fornecem recomendações

¹ Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.2, W3C Recommendation, 05 October 2023. Disponível em: <<https://www.w3.org/TR/2023/REC-WCAG22-20231005/>>. Acesso em: [data de acesso].

específicas para o uso de cores e contraste ([CAMPBELL et al., 2023](#)). Estas diretrizes visam garantir um contraste adequado e uma experiência acessível a todos os usuários, enfatizando a necessidade de considerar cuidadosamente as escolhas de cores nas interfaces de AVA.

Além disso, uma direção promissora para pesquisas futuras envolve a exploração de como os estilos de aprendizagem podem ser alinhados com as necessidades de acessibilidade. Tal investigação exigiria não apenas a adaptação de conteúdo e interfaces para diferentes estilos de aprendizagem, mas também a garantia de que essas adaptações sejam acessíveis a alunos com uma variedade de necessidades visuais. Este aspecto da pesquisa poderia levar a avanços significativos no design de AVAs, tornando-os mais inclusivos e eficazes para uma gama diversificada de aprendizes.

7 Influência dos estilos de aprendizagem no desempenho dos alunos

7.1 Introdução

A relação entre estilos de aprendizado, desempenho acadêmico e adequação de materiais didáticos tem recebido atenção significativa na pesquisa educacional. Estudos anteriores sugerem que os alunos têm diferentes preferências e formas de absorver e processar informações, o que pode impactar seu desempenho acadêmico. Ao entender e considerar os estilos de aprendizado dos alunos, é possível adaptar materiais didáticos e estratégias de ensino para melhor atender às necessidades individuais. Isso cria um ambiente de aprendizado mais personalizado e envolvente, proporcionando aos alunos maiores oportunidades de sucesso acadêmico. Portanto, investigar a relação entre estilos de aprendizado, desempenho acadêmico e adequação de materiais didáticos tem implicações significativas para o desenvolvimento de abordagens educacionais mais eficazes e para melhorar a qualidade da experiência de aprendizado dos alunos.

Neste trabalho, parte-se do pressuposto de que um mapeamento mais preciso entre as preferências de aprendizado dos alunos e o conteúdo educacional fornecido tem o potencial de aumentar seu desempenho na realização de cursos. Deve-se notar que o propósito dos estilos de aprendizagem não é combinar a instrução fornecida com as preferências de estilo de aprendizagem de cada aluno, mas sim ensinar de uma forma que equilibre as preferências dos alunos por diferentes estilos de aprendizagem (FELDER, 2020). Esta abordagem pode ser aplicada a diferentes contextos educacionais.

Este estudo de caso teve como objetivo analisar o estilo de aprendizagem dos alunos de cursos autoinstrucionais na área de odontologia para auxiliar no planejamento pedagógico desses cursos e selecionar os recursos educacionais mais apropriados voltados ao perfil de aprendizado dos alunos. Desta forma, este estudo teve como objetivos específicos (i) Identificar o perfil de aprendizado do público-alvo do curso; (ii) Identificar o perfil dos recursos educacionais do curso; (iii) Realizar uma análise de compatibilidade dos recursos educacionais presentes no curso com o perfil dos alunos.

As percepções obtidas com este trabalho têm o potencial de contribuir para o desenvolvimento contínuo da equipe pedagógica da UNASUS/UFMA. Esta pesquisa oferece perspectivas valiosas, incentivando uma avaliação ponderada das abordagens pedagógicas existentes e sugerindo vias para um maior crescimento.

7.2 Materiais e métodos

7.2.1 Delineamento da pesquisa e instrumento

Este foi um estudo descritivo, transversal e quantitativo. Neste estudo, apresenta-se uma metodologia centrada nos estilos de aprendizagem de acordo com a taxonomia Honey-Mumford (1987, 1995).

É importante mencionar que a dependência dos relatos dos participantes pode introduzir subjetividade inerente e potenciais vieses no processo de coleta de dados. Reconhecemos o potencial de discrepâncias entre as autopercepções e as características reais de aprendizado, bem como a influência de fatores motivacionais nas percepções e decisões de estudo dos alunos. Essa limitação não é única em nosso estudo, mas é um desafio comum em pesquisas que dependem de questionários ou ferramentas de autoavaliação. No entanto, Fleming e Baume Fleming (2006) acreditam que o uso de questionários para definir estilos de aprendizagem pode ser útil, mas seu valor real está no autoconhecimento que pode gerar em cada pessoa ao analisar a pontuação obtida. Esta classificação pode servir como entrada para professores, para que eles possam escolher as atividades mais apropriadas para cada modalidade.

A análise baseou-se em dados secundários coletados diretamente do LMS Moodle e dados primários obtidos do Questionário de Estilos de Aprendizagem (LSQ) (MUMFORD, 1992; HONEY, 2012). Em resumo, o LSQ consiste em 80 perguntas de resposta sim/não, permitindo que os entrevistados indiquem sua concordância com cada afirmação que se alinha às suas preferências de aprendizagem. Para este trabalho, as sentenças foram traduzidas do inglês e encontram-se no Apêndice B deste documento. O questionário cobre vários aspectos relacionados a abordagens de aprendizagem e comportamentos associados aos quatro estilos de aprendizagem: Ativos, Teórico, Pragmatista e Reflexivos.

Após a conclusão do LSQ, obtém-se uma pontuação para cada estilo de aprendizagem. Esta pontuação reflete a intensidade ou nível de preferência do aluno por esse estilo particular. A pontuação varia de preferência muito baixa a preferência muito forte. Ao analisar as respostas, conseguimos determinar as preferências dominantes de estilo de aprendizagem dos participantes em nosso estudo.

É importante notar que o LSQ tem sido amplamente utilizado e reconhecido como um instrumento válido e confiável para avaliar as preferências de estilo de aprendizagem. Os itens do questionário são baseados em construtos teóricos e evidências empíricas relacionadas aos diferentes estilos de aprendizagem propostos por Honey e Mumford. Essa informação serve como entrada para verificar a análise de compatibilidade dos recursos educacionais presentes no curso, em relação ao perfil dos alunos.

Por fim, o teste do qui-quadrado é realizado para investigar se existe uma associação entre estilos de aprendizagem e aprovação neste curso. Ao realizar o teste t de student, verifica-se se existe uma diferença estatisticamente significativa entre o desempenho (nota final) dos alunos com perfil compatível com o curso e aqueles com perfil incompatível.

7.2.2 Amostra e Coleta de Dados

Os dados coletados foram de estudantes do curso "Atendimento Odontológico para Pacientes com DCNT em Atenção Primária: Diabetes, Hipertensão e Doença Renal Crônica", que aborda tópicos relacionados às redes de saúde para pessoas com doenças crônicas, especialmente doença renal crônica (DRC), hipertensão arterial sistêmica (HAS) e diabetes mellitus (DM).

O curso foi oferecido em três edições, com a primeira e segunda edições tendo 7.618 e 5.471 alunos, respectivamente. A terceira edição teve um total de 19.958 alunos matriculados. Para fins deste estudo, os participantes convidados a responder ao questionário foram aqueles que já haviam concluído o curso, totalizando 8.763 alunos, incluindo tanto aqueles que passaram quanto os que falharam. Convites foram enviados por e-mail junto com materiais informativos explicando cada estilo de aprendizagem, uma lista de atividades mais favoráveis ou desfavoráveis para cada estilo e recomendações para materiais adequados com base no estilo de aprendizagem. O questionário ficou disponível por um período de um mês, durante o qual 225 alunos tiveram acesso ao formulário. No entanto, apenas 122 alunos completaram o questionário em sua totalidade.

7.2.3 Variáveis

Os alunos foram categorizados como teóricos, reflexivos, pragmáticos e ativos, após terem completado um questionário disponibilizado como uma ferramenta web, aplicado a grupos de alunos de um curso autoinstrucional.

De acordo com o número de respostas em concordância, a preferência por cada estilo de aprendizagem foi determinada em cinco níveis: muito baixo, baixo, moderado, alto ou muito alto.

7.2.4 Análise Estatística

Os dados foram analisados usando a versão 28 do Pacote Estatístico para Ciências Sociais (SPSS). Análise de correlação, qui-quadrado, razão de chances e teste t de student foram realizados e o nível de significância foi definido em 5% ($p < 0,05$).

Foi realizada uma análise de correlação estatística para identificar perfis que se sobrepunham. A análise de correlação é uma técnica estatística que mede o

grau de relação entre duas variáveis quantitativas. O objetivo é determinar se uma variável pode ser prevista a partir da outra, o que é particularmente útil para identificar tendências ou padrões em conjuntos de dados. Este tipo de análise é fundamental em pesquisas educacionais para explorar relações entre diferentes aspectos do processo de aprendizagem (COHEN et al., 2002).

Um teste do qui-quadrado foi realizado para investigar se havia uma associação entre estilos de aprendizagem e aprovação no curso. O teste do qui-quadrado é frequentemente utilizado para avaliar se há uma relação significativa entre duas categorias variáveis. É uma ferramenta importante para entender se as diferenças observadas em dados categóricos são devidas ao acaso ou se refletem uma tendência verdadeira (AGRESTI, 2012).

O teste t de Student foi utilizado neste estudo para verificar se havia uma diferença estatisticamente significativa entre o desempenho (nota final) dos alunos com perfil compatível com o curso e aqueles com perfil incompatível. O teste t de Student é uma técnica estatística utilizada para comparar as médias de dois grupos independentes e verificar se existem diferenças estatisticamente significativas entre eles. É comumente aplicado em pesquisas para avaliar se as intervenções ou condições experimentais têm efeitos distintos nos grupos estudados. Este teste é apropriado quando os dados são aproximadamente distribuídos de maneira normal e quando os tamanhos das amostras são semelhantes (GLASS; HOPKINS, 1996).

Embora os dados não sigam uma distribuição normal, optamos por usar o teste t com reamostragem bootstrap (1000 amostras; intervalo de confiança de 95% BCa) como uma alternativa robusta para testar as diferenças entre grupos. A reamostragem bootstrap é um método bem estabelecido para gerar estimativas confiáveis e intervalos de confiança, mesmo quando a distribuição de dados subjacente é desconhecida ou não normal (DWIVEDI et al., 2017; KONIETSCHKE; PAULY, 2014; HAUKOOS; LEWIS, 2005). Assim, acredita-se que os resultados obtidos através desta abordagem são válidos e podem fornecer insights úteis sobre a relação entre as variáveis em estudo.

7.3 Resultados

7.3.1 Correspondência de tipos de recursos aos estilos de aprendizagem

O curso aborda tópicos relacionados às Redes de Atenção à Saúde para Pessoas com Doenças Crônicas, em particular Doença Renal Crônica (DRC), Hipertensão Arterial Sistêmica (HAS) e Diabetes Mellitus (DM). Tendo como objetivo educacional a compreensão da epidemiologia dessas doenças crônicas, bem como o diagnóstico, tratamento e gerenciamento odontológico, a fim de contribuir para um melhor atendimento, respeitando as especificidades e necessidades desta linha de cuidado.

Este curso é composto por 14 recursos, incluindo vídeo de boas-vindas, formulário de coleta de expectativas do curso, questionários de status pré e pós-teste, benchmarking pré e pós-teste e avaliação. Esses recursos são comuns a todos os cursos e não são conteúdos educacionais específicos únicos para o curso de odontologia em análise.

O número de recursos por estilo de aprendizagem para cada tópico no curso analisado é resumido (Tabela 9). A sumarização da tabela foi baseada no modelo de adaptação de interface apresentado na Tabela 7, que lista os tipos mais apropriados de recursos educacionais para cada estilo de aprendizagem. Estudantes ativos se beneficiam de recursos como competição, desafios, filmes, fóruns, jogos e mapas mentais. Os reflexivos preferem apostilas, livros digitais, artigos, documentários, filmes, listas de exercícios, podcasts, enigmas, aulas em vídeo e transmissões ao vivo. Teóricos preferem apostilas, livros digitais, artigos, documentários, aulas em vídeo e demonstrações em vídeo. Finalmente, os pragmáticos sentem-se mais à vontade com documentários, filmes, infográficos, jogos, workbooks e tutoriais. Observa-se claramente que os recursos educacionais produzidos para o curso analisado são direcionados apenas para os perfis teórico e reflexivo.

Tabela 9 – Quantidade de recursos por estilo de aprendizagem no curso

#	Tópico	Ativo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
1	Doenças crônicas não transmissíveis e o cuidado em saúde bucal na Atenção Primária em Saúde	0	0	0	0
2	Cuidados odontológicos de pacientes com DRC	0	1	1	0
3	Cuidados odontológicos de pacientes com hipertensão	0	1	1	0
4	Cuidados odontológicos de pacientes com diabetes	0	1	1	0
5	Assistência odontológica a pessoas com doenças falciformes	0	0	0	0
Total		0	3	3	0

7.3.2 Caracterização da Amostra

O gráfico quantifica os estudantes de acordo com seu nível de preferência para cada estilo de aprendizagem (Figura 27). O estilo reflexivo foi predominante, com aproximadamente 81% (99/122) mostrando uma preferência alta ou muito alta. A menor tendência foi para o estilo ativo, com apenas 25,4% (31/122) dos participantes em níveis de preferência alta e muito alta.

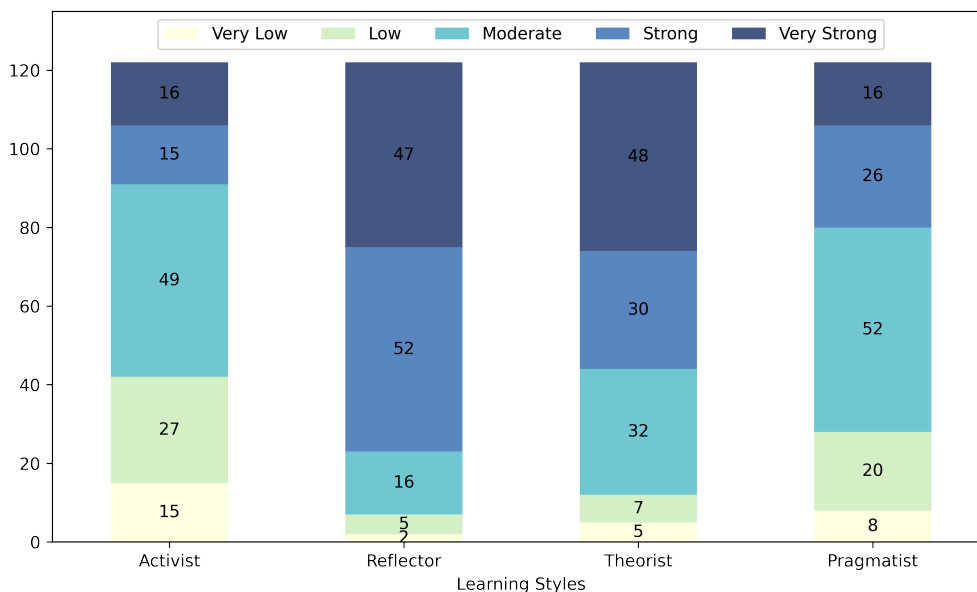


Figura 27 – Proporção de estudantes por nível de preferência em cada estilo de aprendizagem

7.3.3 Correlação estatística entre estilos de aprendizagem

O estilo de aprendizagem reflexivo é cruzado com outros estilos (Figura 28). Nele, pode-se observar que o primeiro mapa de calor (Figura 28-a) destaca uma preferência de ativo de moderada a muito baixa combinada com uma preferência de reflexivo de forte a muito forte em 61,47% (75/122) dos participantes. Além disso, quando cruzado com o estilo de aprendizagem teórico (Figura 28-b), o mapa de calor mostra uma concentração de forte e muito forte preferência de reflexivo combinada com uma crescente preferência teórica moderada a muito forte em 74,59% (91/122) dos participantes. Isso indicou uma preferência combinada por esses dois estilos entre os participantes. Um comportamento semelhante ocorreu quando o cruzamento entre reflexivo e pragmático (Figura 28-c) foi verificado, com uma preferência reflexiva forte e muito forte combinada com uma preferência pragmática moderada a muito forte em 64,75% (79/122) dos participantes.

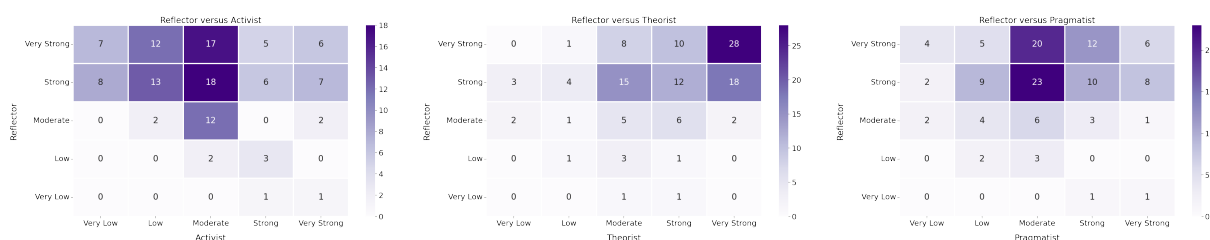


Figura 28 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes reflexivos

Uma preferência ativo de moderada a muito baixa é notada, combinada com uma

preferência de teóricos de moderada a muito alta em 68,03% (83/122) dos participantes (Figura 29-a).

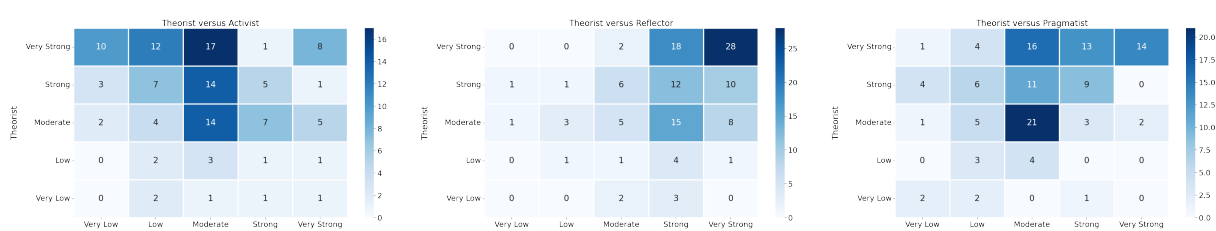


Figura 29 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes teóricos

Finalmente, uma preferência centralmente distribuída entre ativos e pragmáticos se destacou em 64,75% (79/122) dos participantes (Figura 30).

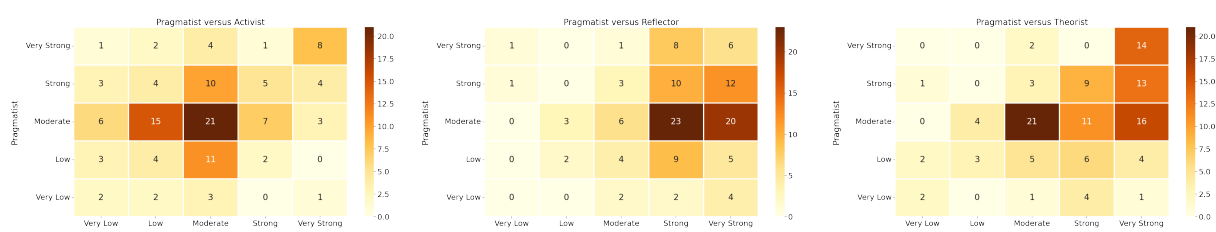


Figura 30 – Mapa de calor de frequência cruzada de estudantes pragmáticos

Os coeficientes de correlação obtidos foram analisados (Tabela 10). As variáveis “ativo”, “pragmático” e “teórico” estão significativamente correlacionadas ($p < 0,01$ e $p < 0,05$). A variável “reflexivo” foi estatisticamente correlacionada apenas com o estilo de aprendizagem “teórico” ($p < 0,01$). A análise estatística dos estilos de aprendizagem mostrou uma correlação positiva entre reflexivos e teóricos, teóricos e pragmáticos, e entre estilos ativos e pragmáticos. Também foi observada uma correlação negativa significativa entre os estilos ativos e teórico para a amostra estudada.

Tabela 10 – Coeficientes de correlação entre estilos de aprendizagem

	Variável Ativo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
Ativo	-			
Reflexivo	- 0,161 (n.s)	-		
Teórico	- 0,215*	0,392**	-	
Pragmático	0,283**	0,095 (n.s)	0,409**	-

Note: * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; n.s. = correlação não significativa

7.3.4 Associação entre estilos de aprendizagem e aprovação

Testes Qui-quadrado de independência (2x2) foram realizados (Tabela 11) para investigar se havia uma associação entre estilo de aprendizagem (reflexivos, teóricos, ativos e pragmáticos) e aprovação no curso. Assim, associações significativas foram encontradas entre os estilos ativos e pragmático e a aprovação no curso.

Tabela 11 – Resultado do teste de qui-quadrado estilos de aprendizagem x aprovação

Estilo(s) de aprendizagem	Aprovação		χ^2 (dof)	Odds Ratio
	Sim	Não		
Reflexivo	Não	22	2.440 (1)	0.219
	Yes	82		
Teórico	Não	37	0.073 (1)	1.152
	Sim	67		
Pragmático	No	72	4.176 (1) **	0.356
	Sim	32		
Ativo	No	82	6.737 (1) **	0.268
	Sim	22		
Ativo-Pragmático	Não	92	5.795 (1) **	0.261
	Sim	12		
Reflexivo-baixo-Ativo	Não	24	5.637 (1) **	3.333
	Sim	80		

Nota: ** $p < 0.05$; χ^2 = qui-quadrado ; gl = graus de liberdade;

Para o estilo ativo, o teste Qui-quadrado ($\chi^2(1) = 6.737$, $p = 0.009$; $\Phi = -0.235$) e análises da razão de chances mostraram que alunos ativos experimentaram uma redução de 73,17% na chance de aprovação no curso analisado em comparação com os não ativos. Isso equivale a dizer que alunos que não são ativos têm 3,73 vezes mais chances de passar no curso quando comparados aos alunos ativos.

Quanto ao estilo pragmático, o Qui-quadrado ($\chi^2(1) = 4.176$, $p = 0.041$; $\Phi = -0.185$) e a análise da razão de chances mostraram que alunos pragmáticos tiveram uma redução de 64,44% na chance de aprovação no curso analisado quando comparados aos alunos não pragmáticos. Isso é o mesmo que dizer que alunos que não são pragmáticos têm 2,81 vezes mais chances de passar no curso quando comparados aos alunos pragmáticos.

Outro teste Qui-quadrado de independência (2x2) foi realizado, considerando a combinação dos estilos ativo e pragmático, que são considerados incompatíveis com o curso, para investigar se havia uma associação entre a combinação desses dois estilos e a aprovação do aluno. Uma associação significativa foi encontrada entre esses estilos combinados (ativo-pragmático) e aprovação ($\chi^2(1) = 5.795$, $p < 0.05$; $\Phi = 0.218$). A análise da razão de chances mostrou que alunos ativo-pragmáticos tiveram uma redução de 73,91% na chance de aprovação no curso analisado em comparação com os alunos não ativo-pragmáticos.

Por outro lado, alunos reflexivos com baixa preferência pelo estilo ativo têm 3,33 vezes mais chances de passar no curso quando comparados àqueles que não são “reflexivos baixamente ativos” ($\chi^2(1) = 5.637$, $p < 0.05$; $\Phi = -0.215$).

Isso sugere que ser “reflexivo pouco ativo” está associado a uma maior probabilidade de aprovação no curso. No entanto, é importante notar que isso é uma

Tabela 12 – Resultados do teste de diferença de desempenho de ativos (sim ou não)

Grupos	Nota		Estatística do teste t					IC da Diferença de Média (95%)	
	Média	DP	t	gl	p-value	Diferença de Média	Limite inferior	Limite superior	
Ativo (sim)	72.26	18.92	-2.33	120	0.021	-7.74	-14.31	-1.17	
Ativo (não)	80	14.83							

Nota: DP = desvio padrão; gl = graus de liberdade;

associação e não implica necessariamente causalidade. Outros fatores não incluídos neste estudo também podem influenciar esses resultados.

7.3.5 Impacto do estilo de aprendizagem no desempenho do curso (nota final)

Além disso, foi realizado um teste t de Student para amostras independentes (Tabela 12) para investigar até que ponto o desempenho no curso (nota final) diferiu entre alunos com um estilo de aprendizagem consistente com o curso e aqueles que não o tinham. Os resultados mostraram que alunos ativos tiveram desempenho estatisticamente inferior ($M = 72.26$; $DP = 18.923$) do que os alunos não ativos ($M = 80.00$; $DP = 14.832$) ($t(120) = -2.33$, $p < 0.05$). O tamanho do efeito da diferença foi médio (d de Cohen = 0,49).

7.4 Discussão

A educação em saúde abrange uma ampla gama de fatores que vão além da mera aquisição de conhecimento transmitido pelas gerações anteriores. Os estudantes devem também ser capazes de transpor tal conhecimento para uso em situações de prática profissional diária. No contexto de cursos à distância autoinstrucionais (MOOCs), essa tarefa parece ainda mais desafiadora porque, na maioria das vezes, esses cursos fornecem material teórico com poucas atividades que abordam os problemas da prática.

Pedagogicamente, alguns estudos categorizam indivíduos de acordo com estilos de aprendizagem, agrupando características comuns que permitem uma melhor compreensão de como cada estudante aprende e como eles recebem e interagem com diferentes conteúdos. Esta abordagem torna-se ainda mais crucial ao projetar estratégias instrucionais para cursos massivos. Em linha com isso, nossa análise examinou a distribuição de recursos do curso com base em estilos de aprendizagem. Além disso, os resultados revelaram que os materiais fornecidos no curso se alinhavam predominantemente com os perfis reflexivo e teórico (Tabela 9), enquanto os perfis ativo e pragmático não eram adequadamente abordados. Esta discrepância destaca a

necessidade de uma abordagem mais abrangente e inclusiva para atender às diversas preferências de aprendizagem dos estudantes em cursos massivos.

Ao examinar o perfil de aprendizagem do público-alvo do curso, é notável que uma proporção significativa dos estudantes (aproximadamente 81% e 64% dos participantes, respectivamente) apresenta uma preferência pelos estilos de aprendizagem reflexivo e teórico. Além disso, o estilo pragmático também demonstra uma presença notável entre os estudantes até certo ponto (Figura 1). Esses achados indicam que a maioria dos estudantes pesquisados exibe níveis moderados a muito altos de preferência por esses perfis de aprendizagem específicos. Há também uma preferência ativo moderada a muito baixa combinada com uma preferência teórica moderada a muito forte para 90% dos participantes (Figura 3). Portanto, nossos resultados demonstraram um certo grau de ortogonalidade entre as preferências dos estudantes em relação aos perfis teórico e ativo, o que foi evidenciado visualmente e por análise de correlação estatística.

Em geral, a educação no Brasil visa fornecer uma base sólida de conhecimento teórico, mas também há um crescente reconhecimento da importância de abordagens mais práticas e contextualizadas para promover uma aprendizagem significativa e o desenvolvimento de habilidades relevantes para o mundo moderno (WELLER et al., 2020), com pouca ênfase na prática, o que leva os indivíduos a desenvolverem tais preferências de aprendizagem. Essa ênfase na teoria pode ter moldado as preferências de aprendizagem dos indivíduos, contribuindo potencialmente para a prevalência dos estilos reflexivo e teórico em nossa amostra. No entanto, isso não significa que eles não possam se beneficiar de material didático que proponha atividades mais práticas; eles simplesmente não foram treinados para isso.

Investigamos se os estilos de aprendizagem dos estudantes influenciam suas chances de aprovação no curso, com base nas descobertas anteriores sobre a prevalência de estilos de aprendizagem em nossa amostra. Os resultados da análise de qui-quadrado e da análise de razão de chances indicam uma forte correlação entre ter um perfil ativo, pragmático ou combinado e uma probabilidade reduzida de passar no curso analisado, com uma diminuição de aproximadamente 73% nas chances de aprovação. Por outro lado, mostrou-se que estudantes com um perfil reflexivo e não muito ativo eram mais de três vezes mais propensos a passar do que aqueles com perfis divergentes. Acreditamos que isso ocorre precisamente por causa da não conformidade do estilo de aprendizagem predominante nesses estudantes com o identificado nos recursos educacionais. Isso demonstra a importância de ter recursos variados para atender a diferentes perfis de estudantes e desenvolver suas habilidades em diferentes matizes.

Além disso, por meio do teste t de Student, descobriu-se que a nota final de estudantes ativos no curso diferiu entre estudantes com um estilo de aprendizagem compatível com os recursos educacionais utilizados e aqueles que não eram. Estudantes

com perfil ativo apresentaram um desempenho estatisticamente inferior em comparação com aqueles com um perfil não ativo.

No estudo de [Tahir Akma Hidayu Dol \(2019\)](#), os estilos pragmático e teórico foram associados a um desempenho superior em um curso de contabilidade. Em nosso estudo, estudantes com estilos de aprendizagem teórica e reflexiva tiveram um melhor desempenho. Essa discrepância pode ser devida às diferenças na natureza dos temas estudados - contabilidade e odontologia - sugerindo que o impacto dos estilos de aprendizagem pode variar dependendo da disciplina.

Contrastando com os achados de [Shamsuddin \(2020\)](#), nosso estudo associa significativamente os estilos de aprendizagem dos estudantes ao desempenho acadêmico em cursos autoinstrucionais. Enquanto o estudo anterior não encontrou uma correlação substancial entre estilos de aprendizagem e percepções de aprendizagem mista, nossos achados revelam uma associação significativa entre estilos de aprendizagem e resultados do curso.

Os resultados em [El-Bishouty Ahmed Aldraiweesh \(2019\)](#) sugerem que considerar os estilos de aprendizagem dos estudantes no design do curso pode melhorar os resultados de aprendizagem para esses estilos específicos. Essa descoberta está alinhada com nosso estudo, que indica uma associação significativa entre estilos de aprendizagem e desempenho dos estudantes em cursos de odontologia.

7.5 Conclusão

Este estudo sobre a influência dos estilos de aprendizagem no sucesso acadêmico em um curso autoinstrucional de odontologia abre diversas possibilidades para pesquisas futuras e apresenta implicações práticas significativas. As descobertas sugerem a necessidade de uma abordagem pedagógica mais inclusiva e diversificada em ambientes de aprendizagem, especialmente em cursos autoinstrucionais e MOOCs.

Para expandir essas descobertas, futuras pesquisas poderiam aplicar a metodologia em outros cursos de odontologia e diferentes áreas, validando e aprofundando as tendências identificadas. Isso ajudaria a compreender a consistência dos resultados em diversos contextos educacionais. Além disso, uma análise mais aprofundada de como diferentes abordagens de ensino adaptadas aos estilos de aprendizagem individuais influenciam o sucesso acadêmico em ambientes autoinstrucionais seria valiosa.

Especificamente, a investigação sobre como estilos de aprendizagem teórica e reflexiva se correlacionam com um desempenho melhor, enquanto estilos ativos e pragmáticos tendem a ter um desempenho inferior, poderia informar estratégias pedagógicas mais eficazes.

Estudos longitudinais poderiam fornecer insights sobre a evolução dos estilos

de aprendizagem ao longo do tempo e como eles se correlacionam com resultados acadêmicos e profissionais a longo prazo. O uso de técnicas estatísticas avançadas, como algoritmos de aprendizado de máquina, poderia analisar grandes conjuntos de dados para revelar padrões e relações que informariam o design de conteúdo educacional. Além disso, a pesquisa qualitativa, como entrevistas ou grupos focais, poderia fornecer uma compreensão mais profunda das experiências dos alunos com diferentes estilos de aprendizagem.

O desenvolvimento e teste de novas tecnologias e intervenções pedagógicas adaptadas a diferentes estilos de aprendizagem, como tutoriais interativos e plataformas de aprendizado adaptativo, também são áreas promissoras. Essas abordagens poderiam ajustar o conteúdo educacional dinamicamente com base nas necessidades e preferências dos alunos.

Em suma, este estudo não apenas destaca a importância de considerar os estilos de aprendizagem na entrega de cursos autoinstrucionais, mas também abre caminho para futuras pesquisas que podem aprimorar significativamente a experiência de aprendizagem e o sucesso acadêmico, oferecendo uma educação mais rica e satisfatória para os estudantes.

8 Conclusão

Este trabalho sublinha a importância de ferramentas e estratégias adaptativas na educação online e valida a relevância dos estilos de aprendizagem neste contexto. Isso reforça a necessidade de considerar os estilos de aprendizagem ao desenvolver ou adaptar abordagens pedagógicas, seja em ambientes tradicionais ou digitais. Desta forma, este capítulo destina-se a sintetizar as principais descobertas da pesquisa realizada, refletindo sobre a jornada intelectual empreendida e as contribuições significativas deste estudo para diversas áreas.

8.1 Contribuições

Esta pesquisa estabelece contribuições significativas em diversas áreas, transcendendo os limites da Ciência da Computação e influenciando profundamente campos vitais da educação, gestão educacional e políticas públicas. A seguir, destaca-se essas contribuições por área:

8.1.1 Contribuições para a Ciência da Computação

A Ciência da Computação, como um campo vasto e em constante evolução, beneficia-se de pesquisas que cruzam fronteiras disciplinares e exploram novas aplicações práticas. Esta tese representa uma contribuição significativa para diversas subáreas da Ciência da Computação, demonstrando como princípios computacionais podem ser aplicados de maneira eficaz no contexto da educação digital. A seguir, são detalhadas as contribuições específicas desta pesquisa para as subáreas chave da Ciência da Computação:

- **Interação Humano-Computador (IHC):** Esta pesquisa contribui para o campo da Interação Humano-Computador, explorando como interfaces de usuário adaptativas podem ser efetivamente projetadas para atender a estilos de aprendizagem diversos. Demonstramos que a personalização da interface, baseada na análise de estilos de aprendizagem, pode aumentar a eficácia da interação do usuário com o sistema, oferecendo uma experiência mais intuitiva e envolvente.

Essa abordagem inovadora amplia o entendimento da IHC no contexto educacional, sugerindo novos paradigmas para o design de interfaces em sistemas de aprendizado online. Abordando ainda questões importantes relacionadas à usabilidade e experiência do usuário em AVAs. Ao focar na adaptação de interfaces para atender a diferentes estilos de aprendizagem, este trabalho fornece insights

valiosos sobre como projetar sistemas que sejam não apenas funcionalmente eficazes, mas também intuitivamente alinhados com as necessidades e preferências dos usuários.

- **Engenharia de Software:** No contexto da Engenharia de Software, esta pesquisa traz contribuições valiosas ao integrar os estilos de aprendizagem — tradicionalmente considerados como requisitos não funcionais — na criação de softwares educacionais adaptativos. A incorporação desses estilos transcende a prática convencional de engenharia de software, desafiando analistas e desenvolvedores a considerar aspectos pedagógicos ao projetar soluções tecnológicas. Esta abordagem não apenas aumenta a relevância dos sistemas educacionais para diferentes perfis de alunos, mas também promove uma melhor integração e envolvimento dos alunos com o material de aprendizagem. Ao considerar os estilos de aprendizagem no desenvolvimento de softwares, abrimos novas possibilidades para uma experiência de ensino mais adaptativa e personalizada, que responde de forma mais eficiente às necessidades educacionais dos alunos.

Além disso, a pesquisa impulsiona o desenvolvimento de sistemas educacionais inteligentes ao aplicar técnicas de engenharia de software que integram análises dos estilos de aprendizagem, particularmente na recomendação de conteúdo personalizado. Esta aplicação específica demonstra como os sistemas podem ser programados para não apenas entender, mas também antecipar as necessidades de aprendizagem dos alunos, oferecendo-lhes conteúdo que é mais alinhado com seus estilos de aprendizagem individuais. Este enfoque nos requisitos não funcionais, como os estilos de aprendizagem, mostra como os sistemas educacionais podem ser adaptados de maneira mais eficaz e inteligente, resultando em uma experiência de aprendizado aprimorada e mais personalizada.

A integração de estilos de aprendizagem como parte do processo de engenharia de software reflete um avanço significativo na maneira como concebemos e desenvolvemos tecnologias educacionais, abrindo caminho para soluções mais eficazes e centradas no aluno.

- **Análise de Aprendizagem:** No âmbito da Análise de Aprendizagem, esta pesquisa destaca significativamente o papel crítico da análise de dados no contexto educacional. Ao aplicar técnicas avançadas de análise estatística, o estudo não apenas revela insights valiosos sobre padrões de aprendizagem, mas também fornece uma base sólida para a otimização da entrega de recursos educacionais. Esta abordagem analítica permite uma compreensão mais profunda e detalhada de como os alunos interagem com o material de aprendizagem, facilitando a identificação de tendências e necessidades específicas dos alunos.

Além disso, a análise de aprendizagem, como demonstrado nesta pesquisa, é fundamental para o avanço de sistemas educacionais adaptativos. Ao integrar análise de dados com tecnologias inteligentes, como sistemas de recomendação baseados em IA, é possível desenvolver soluções que se adaptam dinamicamente às mudanças nas necessidades e no desempenho dos alunos. Esta abordagem promove uma educação mais responsiva e personalizada, ajustando-se continuamente para atender às exigências e objetivos de aprendizagem dos alunos.

- **Inteligência Artificial:** Este trabalho contribui para o campo da Inteligência Artificial (IA) ao explorar a aplicação prática de sistemas de recomendação que se adaptam aos estilos de aprendizagem individuais. A utilização de algoritmos de IA para personalizar o aprendizado online evidencia a capacidade dessas tecnologias em aprimorar soluções educacionais, tornando-as mais adaptativas às necessidades dos alunos. Essa abordagem reflete o papel significativo da IA na evolução dos métodos de ensino e aprendizagem, sugerindo potenciais melhorias na eficácia e na personalização das experiências de aprendizado.

8.1.2 Contribuições para a Educação

A educação, em sua essência, é um campo dinâmico e multifacetado que constantemente busca inovação e eficácia em suas práticas. Nesta tese, a interseção entre a Ciência da Computação e a Educação revela-se não apenas como um campo fértil para pesquisa, mas também como uma área essencial para o desenvolvimento de práticas educacionais contemporâneas. As contribuições desta pesquisa para a educação são diversas e impactantes, abrangendo desde a personalização do ensino até a otimização de ambientes virtuais de aprendizagem. As áreas específicas de contribuição incluem:

- **Design Instrucional e Pedagogia:** A pesquisa oferece insights essenciais para o design instrucional, focando na personalização do ensino e na adaptação de recursos educacionais. Este enfoque não só favorece a criação de um ambiente de aprendizagem mais inclusivo e eficaz, mas também orienta educadores e desenvolvedores de conteúdo na elaboração de materiais que respeitem e atendam às diversas necessidades e preferências dos alunos.

Adicionalmente, os resultados desta pesquisa têm implicações práticas para a implementação de tecnologias educacionais em larga escala. Eles fornecem diretrizes para decisões sobre como integrar eficazmente a tecnologia no currículo e na instrução, ressaltando a importância de abordagens personalizadas e centradas no aluno.

- **Educação Personalizada:** O estudo realça a importância e a viabilidade de personalizar a educação digital, adaptando-a aos estilos de aprendizagem individuais dos alunos, o que pode resultar em melhor engajamento e desempenho acadêmico.
- **Tecnologia Educacional:** A pesquisa demonstra como a tecnologia, especialmente a IA e as interfaces adaptativas, pode ser efetivamente utilizada para enriquecer e transformar a experiência educacional em ambientes virtuais.
- **Psicologia Educacional:** Ao integrar conceitos de estilos de aprendizagem, o trabalho oferece novas perspectivas sobre como os alunos interagem com o conteúdo educacional e como isso afeta seu processo de aprendizagem.
- **Métodos de Avaliação e Medição Educacional:** Através da aplicação de análises estatísticas avançadas, a pesquisa contribui para o desenvolvimento de métodos mais eficazes e precisos para avaliar o impacto de diferentes abordagens educacionais.

Além disso, esta tese oferece contribuições significativas para campos além da educação e da Ciência da Computação, estendendo seu impacto a outras disciplinas interconectadas. Na psicologia, por exemplo, a pesquisa aprofunda a compreensão dos estilos de aprendizagem, uma área que tem sido objeto de intensa investigação e debate. Ao explorar como diferentes estilos influenciam a eficácia dos recursos educacionais digitais, este estudo fornece novas perspectivas sobre a cognição e o comportamento dos aprendizes, contribuindo para teorias sobre a aprendizagem individualizada e adaptativa.

8.2 Implicações Práticas

Em um mundo progressivamente impulsionado por avanços tecnológicos, a relevância de pesquisas que se originam de problemas reais e buscam soluções práticas é imensurável. No campo da Ciência da Computação, em particular, o impacto de trabalhos aplicados é significativo, pois eles não apenas oferecem soluções teóricas, mas diretamente aplicáveis a desafios concretos do mundo real.

Este tipo de pesquisa, especialmente quando aborda questões emergentes do ensino tradicional, traz uma contribuição relevante. Ela ultrapassa a resolução de problemas meramente hipotéticos, enfrentando desafios genuínos encontrados em contextos educacionais reais. O estudo que conecta a teoria com a prática de maneira tangível é crucial para o desenvolvimento da computação, pois promove avanços que são imediatamente relevantes e aplicáveis.

Além disso, ao focar em problemas originados no ensino tradicional e buscar soluções implementáveis em ambientes de aprendizagem reais, como os AVAs, a

pesquisa se posiciona na intersecção entre educação e tecnologia. Este enfoque prático garante que a Ciência da Computação continue a ser uma disciplina dinâmica e impactante, refletindo as necessidades e os desafios contemporâneos da sociedade. Assim, as pesquisas aplicadas emergem como pilares fundamentais para impulsionar inovações que atendem diretamente às demandas do mundo real, fortalecendo a ligação entre a teoria computacional e suas aplicações práticas na educação.

8.3 Limitações do Estudo

Toda pesquisa acadêmica, por mais rigorosa que seja, encontra-se sujeita a limitações que são inerentes ao processo de investigação científica. E compreender as limitações inerentes a qualquer pesquisa é essencial para uma análise crítica dos resultados e para a interpretação adequada de suas implicações. A seguir, é listado algumas limitações em cada parte desenvolvida.

No contexto do módulo de Recomendação de Conteúdo baseada em estilos de aprendizagem, é importante destacar a necessidade de validação e integração. Embora o algoritmo de recomendação tenha sido desenvolvido e seja capaz de sugerir conteúdo com base nos estilos de aprendizagem e nas interações da comunidade com os materiais educacionais, é crucial observar que ainda não passou por um processo de validação, uma vez que não foi integrado ao ambiente virtual de aprendizagem do curso autoinstrucional que foi objeto de avaliação.

Além disso, é importante notar que o algoritmo desenvolvido ainda não foi submetido a uma avaliação de sua eficácia. Não foram realizadas comparações com outras abordagens ou algoritmos de recomendação de conteúdo. Essa falta de avaliação comparativa limita nossa compreensão sobre o desempenho e a eficiência do algoritmo em relação a alternativas existentes.

De forma similar, a adaptação de interface, embora tenha desenvolvido um modelo completo com várias sugestões de adaptação para cada estilo, em diferentes dimensões, ainda não foi implementada nem testada com alunos em um ambiente virtual de aprendizagem. A falta de testes práticos limita nossa compreensão sobre a eficácia e usabilidade do modelo de adaptação de interface desenvolvido.

No contexto do estudo sobre a influência dos estilos de aprendizagem no sucesso acadêmico em cursos autoinstrucionais, é importante reconhecer que, como em qualquer estudo de pesquisa que envolva o uso de questionários e autoavaliação, existem limitações que devem ser consideradas. Uma das limitações está relacionada à dependência de relatos auto-reportados e à subjetividade nos dados, pois a discrepância entre as autopercepções dos alunos e suas características reais de aprendizado pode introduzir subjetividade e potenciais vieses no processo de coleta de dados, assim como

a influência de fatores motivacionais nas respostas dos alunos.

Além disso, o estudo enfrentou desafios de autoavaliação, uma vez que o uso de questionários e ferramentas de autoavaliação para definir estilos de aprendizagem, embora útil para promover o autoconhecimento, pode não capturar integralmente a complexidade das preferências individuais de aprendizado. Essa limitação, comum em pesquisas que utilizam tais métodos, requer uma interpretação cuidadosa dos dados coletados.

Outra limitação do estudo é a amostra limitada e suas implicações para a generalização dos resultados. O estudo foi restrito a um único curso em uma única instituição, o que pode impactar a generalização das descobertas. As tendências e correlações identificadas podem variar em diferentes instituições ou cursos, tornando importante considerar que os resultados podem não ser diretamente aplicáveis a outros contextos educacionais ou disciplinas.

Apesar dessas limitações, o estudo traz contribuições importantes para a compreensão da relação entre estilos de aprendizagem e sucesso acadêmico em cursos autoinstrucionais. As implicações práticas dessas descobertas, incluindo a possibilidade de melhorar o engajamento, a satisfação e o sucesso acadêmico dos alunos por meio da adaptação dos recursos educacionais às suas preferências, são significativas e apontam para a necessidade de uma abordagem pedagógica mais personalizada e centrada no aluno.

8.4 Trabalhos Futuros

Embora esta tese tenha abordado a interação entre estilos de aprendizagem e a estruturação de conteúdo em ambientes educacionais de forma abrangente, o campo da educação é vasto e complexo, sempre aberto a novas investigações e insights. Sendo possível expandir, refinar e diversificar os estudos nesta área, buscando aprimorar ainda mais a experiência educativa para os alunos. Neste sentido, a seguir são apresentadas algumas direções potenciais para pesquisas futuras

- **Adaptação ao Estilo de Aprendizagem:** A necessidade de adaptar o conteúdo educacional aos estilos de aprendizagem individuais torna-se evidente. Estudos futuros poderiam investigar a eficácia de diferentes abordagens neste contexto, além de avaliar os fatores que moldam a relação entre estilos de aprendizagem e desempenho acadêmico em variados cenários.
- **Expansão da Pesquisa:** A partir deste trabalho, vê-se uma oportunidade para refinar o desenvolvimento de conteúdo educacional. Uma extensão natural seria a

inclusão de outros cursos de odontologia e áreas afins, validando as tendências já identificadas.

- **Métricas de Sucesso do Aluno:** A correlação entre estilos de aprendizagem e outras métricas, como taxas de retenção e desempenho em cursos subsequentes, merece exploração. Isso permitirá um refinamento no design educacional e nos serviços de apoio.
- **Estudos Longitudinais:** Compreender a evolução dos estilos de aprendizagem ao longo do tempo e sua influência nos resultados acadêmicos e profissionais é relevante. Tal abordagem poderá desvendar os determinantes do sucesso estudantil.
- **Pesquisa Qualitativa:** A aplicação de métodos como entrevistas e grupos focais pode enriquecer a compreensão sobre a interação dos estudantes com diferentes estilos de aprendizagem com o conteúdo proposto.
- **Desenvolvimento de Intervenções:** A criação e avaliação de novas tecnologias e abordagens educacionais, adaptadas a variados estilos de aprendizagem, é cada vez mais necessária. Plataformas adaptativas, que ajustam o conteúdo dinamicamente com base nas respostas, estilo de aprendizagem e progresso do aluno, têm o potencial de proporcionar uma experiência educacional personalizada. Ao combinar estas inovações com pesquisas contínuas sobre eficácia e satisfação do aluno, a educação pode evoluir de maneira a atender cada aluno de forma mais significativa, aumentando assim as chances de sucesso acadêmico e satisfação com o processo de aprendizagem.
- **Aspectos de Acessibilidade:** Uma abordagem interessante para futuras pesquisas seria explorar como as preferências de estilos de aprendizagem podem ser harmonizadas com as necessidades de acessibilidade. Tais aspectos exigiriam além da avaliação da acessibilidade das cores, o desenvolvimento de interfaces acessíveis e ainda testes de usabilidade inclusivos com uma amostra diversa de alunos para garantir que as soluções propostas sejam efetivamente acessíveis. Isso envolveria não só a adaptação de conteúdo e interfaces para diferentes estilos de aprendizagem, mas também garantir que essas adaptações sejam acessíveis a alunos com diversas necessidades visuais.

8.5 Produção Técnica e Científica

A Tabela 13 apresenta os artigos diretamente relacionados ao metodologia proposta. Além disso, a Tabela 14 lista os artigos científicos publicados em áreas correlatas ao escopo desta tese. E por fim, como parte do trabalho prevê a utilização de

recursos educacionais inovadores que possam maximizar o aprendizado do aluno, diversos recursos educacionais foram gerados e formalmente registrados no Instituto Nacional da Propriedade Industrial¹ (INPI), a Tabela 15 lista a produção técnica referente aos objetos de estudo nesta pesquisa de doutorado.

Tabela 13 – Produções científicas em relação ao método proposto

#	Artigo	Tipo	Métricas
1	Recommendation of Educational Content to Improve Student Performance: An Approach based on Learning Styles”. Em: Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Education - Volume 2: CSEDU, INSTICC. SciTePress, 2020, pp. 359–365. isbn: 978-989-758-417-6. doi: 10.5220/0009436303590365 .	Conferência	Qualis/ano: A3 / 2017-2020 h5-(index/median):15 / 20 Highest percentil: –
2	An Interface Adaptation Model for LMSs According to Learning Styles. Em: Proceedings of the 14th International Conference on Computer Supported Education - Volume 1: CSEDU, INSTICC. SciTePress, 2022, pp. 353–360. isbn: 978-989-758-562-3. doi: 10.5220/0011085000003182 .	Conferência	Qualis/ano: A3 / 2017-2020 h5-(index/median):15 / 20 Highest percentil: –
3	Influence of learning styles on student performance in self-instructional courses. Em: PLoS ONE 18(7): e0289036, 2023. doi: 10.1371/journal.pone.0289036 .	Periódico	Qualis/ano: A2/2017-2020 h5-(index/median):212/294 Highest percentil: 87%

Tabela 14 – Produções científicas desde o ingresso no doutorado

#	Artigo	Tipo	Métricas
1	Identificando oportunidades de melhoria em uma biblioteca digital móvel à partir da aplicação de inspeção de usabilidade. In: Revista Novas Tecnologias na Educação 21.1 (2023), pp. 403–412. doi: 10.22456/1679-1916.134384 .	Periódico	Qualis/ano: A2/2017-2020 h5-(index/median):-/ Highest percentil: –
2	O desenvolvimento de Serious Games para problematização de casos clínicos em Odontologia: uma estratégia em Educação Permanente em Saúde."Brazilian Oral Research 36 (2022): 36. ISSN: 1807-3107.	Periódico	Qualis/ano: A2/2017-2020 h5-(index/median): 35 / 41 Highest percentil: 64%
3	Propondo uma Biblioteca Digital Móvel para o contexto de Saúde: Criação e Refinamento do Protótipos de Alta Fidelidade em Um Projeto Real”. Em: RE-NOTE 20.2 (2022), pp. 196–205. doi: 10.22456/1679-1916.129169 .	Periódico	Qualis/ano: A4/2017-2020 h5-(index/median): 10/16 Percentil: 70

Continua na próxima página

¹ <https://www.gov.br/inpi/pt-br>

Tabela 14 Continuação da página anterior

#	Artigo	Tipo	Métricas
4	Improving Accessibility in Virtual Learning Environments and Educational Resources: A Practical Case and Future Challenges. Em: CSEDU (1). 2022, pp. 421–426. doi: 10.5220/0011092400003182 .	Conferência	Qualis/ano: A3/2019 h5-(index/median): 15 / 20 Percentil: –
5	Identifying Requirements and Quality Attributes from the Point of View of Users of Mobile Digital Libraries. Em: HCI International 2022 - Late Breaking Papers. Design, User Experience and Interaction. Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 396–408. isbn: 978-3-031-17615-9. doi: 10.1007/978-3-031-17615-9_27 .	Conferência	Qualis/ano: – h5-(index/median):38/55 Percentil: –
6	Developing a Checklist for Evaluating Virtual Learning Environments Through the Analysis of Evaluation Reports from an Educational Organization”. Em: HCI International 2022 - Late Breaking Papers. Interaction in New Media, Learning and Games. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022, pp. 364–376. isbn: 978-3-031-22131-6. doi: 10.1007/978-3-031-22131-6_28 .	Conferência	Qualis/ano: – h5-(index/median):38/55 Percentil: –
7	Quality Assessment of Learners’ Programs by Grouping Source Code Metrics”. Em: Proceedings of the 13th International Conference on Computer Supported Education - Volume 1: CSEDU, INSTICC. SciTePress, 2021, pp. 339–346. isbn: 978-989-758-502-9. doi: 10.5220/0010457003390346 .	Conferência	Qualis/ano: A3 / 2017-2020 h5-(index/median):15 / 20 Highest percentil: –
8	Avaliação de interface de jogo sério em saúde. Em: Anais Estendidos do XX Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital. SBC. 2021, pp. 273–276. doi: 10.5753/sbgames_estendido.2021.19649 .	Conferência	Qualis/ano: A4/ 2017-2020 h5-(index/median): – Percentil: –
9	GameCase admin: uma ferramenta para registro, revisão e gestão de conteúdo de casos clínicos. Trilha Saúde”. Em: SBC–Proceedings of XX SB-Games, SBC, Brasil, Gramado - RS (2021). doi: 10.5753/sbgames_estendido.2021.19739 .	Conferência	Qualis/ano: A4/ 2017-2020 h5-(index/median): – Percentil: –
10	Mineração de Dados em Rede Social Baseada em uma Arquitetura em Nuvem”. Em: Anais da VII Escola Regional de Computação do Ceará, Maranhão e Piauí. São Luís: SBC, 2019, pp. 111–118. url: https://sol.sbc.org.br/index.php/ercemapi/article/view/8852 .	Conferência Regional	Qualis/ano: – h5-(index/median): – Percentil: –
11	Uma aplicação web para predição de desempenho de alunos. Em: Anais da VII Escola Regional de Computação do Ceará, Maranhão e Piauí. São Luís: SBC, 2019, pp. 198–205.	Evento Regional	Qualis/ano: – h5-(index/median): – Percentil: –

Tabela 15 – Produção Técnica

#	Título	Ano	Tipo	Status
1	GAMECASE ADMIN (Ferramenta de Conteudista)	2021	Registro de Software	Publicado
2	Saite Clinical - Case (Android)	2021	Registro de Software	Publicado
3	Saite Clinical - Case (iOS)	2021	Registro de Software	Publicado
4	Saite Clinical - Case (Versão Web)	2021	Registro de Software	Publicado
5	Saite Dental - Case (Android)	2021	Registro de Software	Publicado
6	Saite Dental - Case (iOS)	2021	Registro de Software	Publicado
7	Saite Dental - Case (Versão Web)	2021	Registro de Software	Publicado
8	Saite Medical - Case (Android)	2021	Registro de Software	Publicado
9	Saite Medical - Case (iOS)	2021	Registro de Software	Publicado
10	Saite Medical - Case (Versão Web)	2021	Registro de Software	Publicado

8.6 Considerações Finais

Em suma, este estudo representa uma contribuição significativa no campo da Educação e da Ciência da Computação, unindo essas disciplinas para abordar desafios reais e práticos enfrentados pelos alunos e educadores. Ao explorar os estilos de aprendizagem, adaptar recursos educacionais, desenvolver sistemas de recomendação personalizados e analisar dados de aprendizagem, este trabalho demonstra como a tecnologia pode ser utilizada de maneira inteligente e eficaz para melhorar a experiência de aprendizado.

Além disso, este estudo ressalta a importância de abordagens interdisciplinares e práticas no desenvolvimento de pesquisas e soluções na área da educação. Através da colaboração entre a Ciência da Computação e a Pedagogia, este trabalho lança luz sobre como a tecnologia pode ser moldada para atender às necessidades individuais dos alunos, promovendo uma educação mais inclusiva e eficaz.

No contexto mais amplo, este estudo destaca a necessidade contínua de explorar novas fronteiras entre a tecnologia e a educação. As implicações práticas deste trabalho podem ser sentidas não apenas em salas de aula, mas também em ambientes de aprendizagem virtual e em larga escala, onde a personalização do ensino e o uso inteligente de dados podem revolucionar a forma como aprendemos e ensinamos.

Em última análise, este estudo ressalta que a educação não é um campo estagnado, mas sim um terreno fértil para a inovação e a pesquisa aplicada. As contribuições deste trabalho abrem portas para novas descobertas, aplicações e melhorias na educação, onde a sinergia entre a tecnologia e a pedagogia impulsiona a criação de um futuro mais brilhante para os aprendizes.

8.7 Reflexão Pessoal

De forma pessoal, meu interesse no tema reflete minha jornada acadêmica. Ao adentrar na docência e me deparar com os desafios cotidianos, as semelhanças e as diferenças entre alunos e turmas, turnos e ambientes (sejam eles reais, tradicionais, virtuais - EAD ou autoinstrucionais), desenvolvi uma busca incessante em compreender as complexidades que o dia-a-dia me apresentava. E o tema, "Estilos de Aprendizagem para Recomendação e Adaptação de Recursos Educacionais", foi uma escolha natural. Cada erro foi uma oportunidade de aprendizado, e cada sentimento de êxito serviu como motivação para continuar a aprofundar meu conhecimento no campo da educação e pesquisa.

Ao longo da minha carreira na docência, testemunhei essa diversidade dos estilos de aprendizagem dos alunos. Vi e percebi, mesmo que intuitivamente, como o mesmo conteúdo pode ser absorvido de maneira diferente por cada um. Isso me fez questionar como podemos adaptar nosso sistema educacional para acomodar essa diversidade e garantir que cada aluno tenha a oportunidade de aprender.

Assim, realizar essa pesquisa me influenciou profundamente, tanto pessoal quanto profissionalmente. Pessoalmente, me ajudou a compreender melhor minha própria maneira de aprender e me fez apreciar a diversidade. Profissionalmente, a pesquisa reforçou a importância de considerar os estilos de aprendizagem individuais dos alunos ao planejar e implementar minhas estratégias de ensino.

Em retrospectiva, aprendi muito, não apenas sobre o tema da minha pesquisa, mas também sobre o processo de pesquisa em si. Foi desafiador, mas também muito gratificante. A cada obstáculo que encontrei, fui lembrada da importância da perseverança e da resiliência. Cada descoberta que fiz reforçou minha paixão pela educação e pela pesquisa. Esta tese é o produto dessa jornada e estou orgulhosa do trabalho que realizei.

Em suma, minha pesquisa me proporcionou uma visão mais profunda e rica da educação, reafirmando minha crença na importância de uma abordagem individualizada para a aprendizagem. Espero que meu trabalho possa contribuir para avançar em direção a um paradigma educacional que não apenas reconhece a diversidade dos aprendizes, mas também se adapta a ela.

Apêndices

APÊNDICE A – Fórmulas para cálculo de distâncias

- Produto Interno

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = u \cdot v^T \quad (\text{A.1})$$

- Distância Euclidiana

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2} \quad (\text{A.2})$$

- Distância de Manhattan (Geometria de Táxi)

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = \sum_{i=1}^n |u_i - v_i| \quad (\text{A.3})$$

- Semelhança do Cosseno

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = \frac{u \cdot v^T}{\|u\| \cdot \|v\|} \quad (\text{A.4})$$

- Coeficiente de Sørensen-Dice

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = 2 \cdot \frac{u \cdot v^T}{|u| + |v|} \quad (\text{A.5})$$

- Coeficiente de Jaccard

$$s_{u,v} = sim_{u,v} = \frac{u \cdot v^T}{|u \cup v|} \quad (\text{A.6})$$

APÊNDICE B – Questionário utilizado - Sentenças traduzidas

#	Sentença	Estilo de Aprendizagem
1	Eu tenho fortes crenças sobre o que é certo e errado, bom e ruim.	Teórico
2	Costumo agir sem considerar as possíveis conseqüências.	Ativo
3	Eu costumo resolver problemas usando uma abordagem passo a passo.	Teórico
4	Eu acredito que procedimentos e políticas formais restringem as pessoas.	Ativo
5	Eu tenho uma reputação de dizer o que penso, simples e diretamente.	Pragmático
6	Muitas vezes acho que as ações baseadas em sentimentos são tão sólidas quanto aquelas baseadas em pensamentos e análises cuidadosas.	Ativo
7	Eu gosto do tipo de trabalho em que tenho tempo para uma preparação e implementação minuciosas.	Reflexivo
8	Eu questiono regularmente as pessoas sobre suas suposições básicas.	Teórico
9	O que mais importa é se algo funciona na prática.	Pragmático
10	Eu procuro ativamente novas experiências.	Ativo
11	Quando ouço sobre uma nova ideia ou abordagem, imediatamente começo a pensar em como aplicá-la na prática.	Pragmático
12	Eu estou interessado em auto-disciplina, como observar minha dieta, fazer exercícios regularmente, manter uma rotina fixa, etc.	Teórico
13	Tenho orgulho em fazer um trabalho completo.	Reflexivo
14	Eu me dou melhor com pessoas lógicas e analíticas e menos com pessoas espontâneas, "irracionais".	Teórico
15	É mais importante aproveitar o momento presente do que pensar sobre o passado ou o futuro.	Reflexivo
16	Eu acredito em chegar ao ponto imediatamente.	Reflexivo
17	Sou atraído mais por idéias novas e incomuns do que práticas.	Ativo
18	Não gosto de coisas desorganizadas e prefiro encaixar as coisas em um padrão coerente.	Teórico
19	Aceito e mantenho os procedimentos e políticas definidos, desde que os considere uma maneira eficiente de fazer o trabalho.	Pragmático
20	Eu gosto de relacionar minhas ações com um princípio geral, padrão ou crença.	Teórico
21	Em discussões, gosto de ir direto ao assunto.	Pragmático
22	Costumo ter relações distantes e bastante formais com as pessoas no trabalho.	Teórico
23	Eu prospero no desafio de enfrentar algo novo e diferente.	Ativo
24	Eu gosto de pessoas espontâneas amantes da diversão.	Ativo
25	Eu presto muita atenção aos detalhes antes de chegar a uma conclusão.	Reflexivo
26	Eu acho difícil produzir idéias por impulso.	Teórico

#	Sentença	Estilo de Aprendizagem
27	Eu acredito em chegar ao ponto imediatamente.	Pragmático
28	Tenho o cuidado de não tirar conclusões precipitadas com muita rapidez.	Reflexivo
29	Eu prefiro ter tantas fontes de informação quanto possível - mais informações para pensar sobre o melhor.	Reflexivo
30	Pessoas irreverentes e superficiais que não levam as coisas a sério o suficiente geralmente me irritam.	Teórico
31	Eu ouço os pontos de vista de outras pessoas antes de colocar minha própria visão adiante.	Reflexivo
32	Eu costumo ser aberto sobre como estou me sentindo.	Ativo
33	Em discussões, gosto de assistir a trama e esquemas dos outros participantes.	Reflexivo
34	Eu prefiro responder aos eventos de maneira espontânea e flexível, em vez de planejar as coisas com antecedência.	Ativo
35	Eu tenho tendência a ser atraído por técnicas como fluxogramas, planos de contingência, etc.	Pragmático
36	Preocupa-me se tenho que apressar o trabalho para cumprir um prazo apertado.	Reflexivo
37	Eu tenho a tendência de julgar as idéias das pessoas em seus méritos práticos.	Pragmático
38	Pessoas calmas e atenciosas tendem a me deixar desconfortável.	Ativo
39	Muitas vezes me irrita com pessoas que querem apressar as coisas.	Reflexivo
40	É mais importante aproveitar o momento presente do que pensar sobre o passado ou o futuro.	Ativo
41	Eu acho que as decisões baseadas em uma análise cuidadosa de todas as informações são melhores do que aquelas baseadas na intuição.	Reflexivo
42	Tenho tendência a ser perfeccionista.	Teórico
43	Em discussões, geralmente produzo muitas idéias espontâneas.	Ativo
44	Nas reuniões, apresento idéias práticas e realistas.	Pragmático
45	Mais frequentemente do que não, as regras estão aí para ser quebrado.	Ativo
46	Eu prefiro afastar-me de uma situação e considerar todas as perspectivas.	Reflexivo
47	Muitas vezes vejo inconsistências e fraquezas nos argumentos de outras pessoas.	Teórico
48	No geral, falo mais do que ouço.	Ativo
49	Muitas vezes posso ver formas melhores e mais práticas de fazer as coisas.	Pragmático
50	Acho que os relatórios escritos devem ser curtos e ir ao ponto.	Pragmático
51	Acredito que o raciocínio racional e lógico deveria vir em primeiro lugar.	Teórico
52	Eu tenho a tendência de discutir coisas específicas com as pessoas em vez de me envolver em discussões sociais.	Reflexivo
53	Eu gosto de pessoas que abordam as coisas realisticamente, em vez de teoricamente.	Pragmático
54	Em discussões, fico impaciente com questões e digressões irrelevantes.	Pragmático
55	Se eu tiver um relatório para escrever, tento produzir muitos rascunhos antes de escolher a versão final.	Reflexivo

#	Sentença	Estilo de Aprendizagem
56	Eu estou ansioso para experimentar as coisas para ver se eles funcionam na prática.	Pragmático
57	Estou interessado em obter respostas através de uma abordagem lógica.	Teórico
58	Eu gosto de ser aquele que fala muito.	Ativo
59	Em discussões, muitas vezes acho que sou realista, mantendo as pessoas no ponto e evitando especulações selvagens.	Pragmático
60	Eu gosto de ponderar muitas alternativas antes de tomar uma decisão.	Reflexivo
61	Em discussões com pessoas, muitas vezes acho que sou o menos sentimentalmente envolvido e objetivo.	Teórico
62	Nas discussões, estou mais propenso a adotar uma postura mais "discreta" do que assumir a liderança e falar mais.	Reflexivo
63	Eu gosto de relacionar as ações atuais com a imagem maior a longo prazo.	Teórico
64	Quando as coisas dão errado, eu "dou de ombros" e considero que valeu a experiência.	Ativo
65	Tenho a tendência de rejeitar idéias espontâneas e selvagens como sendo impraticáveis.	Pragmático
66	É melhor pensar com cuidado antes de agir.	Reflexivo
67	No geral, eu escuto mais do que falo.	Reflexivo
68	Eu costumo ser duro com pessoas que acham difícil adotar uma abordagem lógica.	Teórico
69	Na maioria das vezes, acredito que o fim justifique os meios.	Pragmático
70	Eu não me importo de ferir os sentimentos das pessoas, desde que o trabalho seja feito.	Pragmático
71	Eu acho a formalidade de ter objetivos e planos específicos sufocantes.	Ativo
72	Eu sou geralmente uma das pessoas que coloca a vida em uma festa.	Ativo
73	Eu faço o que for prático para fazer o trabalho.	Pragmático
74	Eu rapidamente fico entediado com o trabalho metódico e detalhado.	Ativo
75	Eu estou interessado em explorar os pressupostos básicos, princípios e teorias que sustentam as coisas e eventos.	Teórico
76	Estou sempre interessada em descobrir o que as pessoas pensam.	Reflexivo
77	Eu gosto de reuniões para serem executadas em linhas metódicas, seguindo a agenda estabelecida.	Teórico
78	Evito tópicos subjetivos (tendenciosos) ou ambíguos (pouco claros).	Teórico
79	Eu gosto do drama e da emoção de uma situação de crise.	Ativo
80	As pessoas geralmente me acham insensível a seus sentimentos.	Pragmático

Referências

- AGRESTI, A. **Categorical data analysis**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012. v. 792. Citado na página 77.
- AROYO, L.; DOLOG, P.; HOUBEN, G.-J.; KRAVCIK, M.; NAEVE, A.; NILSSON, M.; WILD, F. Interoperability in personalized adaptive learning. **Educational Technology & Society**, v. 9, p. 4–18, 2006. Citado na página 22.
- BANIK, R. **Hands-On Recommendation Systems with Python**. Birmingham: Packt Publishing, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 25, 28 e 29.
- BATISTA, C. R. **Modelo e diretrizes para o processo de design de interface web adaptativa**. Florianópolis: Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), 2008. Citado 4 vezes nas páginas 23, 24, 61 e 65.
- BOBADILLA, J.; ORTEGA, F.; HERNANDO, A.; BERNAL, J. A collaborative filtering approach to mitigate the new user cold start problem. **Knowledge-Based Systems**, v. 26, p. 225–238, 2012. ISSN 0950-7051. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705111001882>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 27.
- CAMPBELL, A.; ADAMS, C.; MONTGOMERY, R. B.; COOPER, M.; KIRKPATRICK, A. **Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.2**. 2023. W3C Recommendation. Latest published version available at <<https://www.w3.org/TR/WCAG22/>>. Disponível em: <<https://www.w3.org/TR/2023/REC-WCAG22-20231005/>>. Citado na página 73.
- COFFIELD, F.; MOSELEY, D.; HALL, E.; ECCLESTONE, K. **Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review**. Londres: Learning and Skills Research Centre, 2004. Citado na página 57.
- COHEN, L.; MANION, L.; MORRISON, K. **Research methods in education**. [S.l.]: routledge, 2002. Citado na página 77.
- COSSUL, D.; FAGUNDES, B. J.; FERREIRA, G.; FROZZA, R.; SILVEIRA, W. A. N.; CLAVIJO, M. L. T.; OROZCO, W. J. G. Ambiente virtual de aprendizagem: uma abordagem baseada em mediação tecnológica personalizada. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 12, p. 101874–101888, 2020. Citado na página 21.
- DORÇA, F. A.; RESENDE, D. T. Recomendação de conteúdo personalizada com base em estilos de aprendizagem: uma abordagem prática. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 23, n. 03, p. 12, 2015. Citado na página 30.
- DRISSI, S.; AMIRAT, A. An adaptive e-learning system based on student's learning styles: An empirical study. **International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)**, v. 14, n. 3, p. 34–51, 2016. Citado 4 vezes nas páginas 35, 36, 37 e 38.
- DWIVEDI, A. K.; MALLAWAARACHCHI, I.; ALVARADO, L. A. Analysis of small sample size studies using nonparametric bootstrap test with pooled resampling method. **Statistics in medicine**, Wiley Online Library, v. 36, n. 14, p. 2187–2205, 2017. Citado na página 77.
- EL-BISHOUTY AHMED ALDRAIWEESH, U. A. R. T. J. Y. T.-W. C. S. G. M. M. Use of felder and silverman learning style model for online course design. **Educational Technology Research and Development**, v. 67, n. 1, p. 161–177, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 39, 40 e 84.
- FELDER, R. M. Opinion: Uses, misuses, and validity of learning styles - aee advances in engineering education. 2020. Citado na página 74.
- FLEMING, D. B. N. Learning styles again: Varking up the right tree! **Educational developments**, v. 7, n. 4, p. 4–4, 2006. Citado na página 75.
- GLASS, G.; HOPKINS, K. **D.(1996). Statistical methods in education and psychology**. [S.l.]: Boston: Allyn and Bacon, 1996. Citado na página 77.

- GROAT, A.; MUSSON, T. Learning styles: individualizing computer-based learning environments. **ALT-J**, v. 3, n. 2, p. 53–62, 1995. Citado 4 vezes nas páginas 31, 36, 37 e 38.
- GULLA, F.; CECCACCI, S.; GERMANI, M.; CAVALIERI, L. Design adaptable and adaptive user interfaces: a method to manage the information. In: **Ambient Assisted Living**. Springer, Cham: [s.n.], 2015. p. 47–58. Citado na página 21.
- HAUKOOS, J. S.; LEWIS, R. J. Advanced statistics: bootstrapping confidence intervals for statistics with “difficult” distributions. **Academic emergency medicine**, Wiley Online Library, v. 12, n. 4, p. 360–365, 2005. Citado na página 77.
- HONEY, A. M. P. Learning styles questionnaire. 2012. Citado na página 75.
- HONEY, P.; MUMFORD, A. Learning styles and learning. **Peter Honey Publications**, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 52.
- KOLB, D. A. Management and the learning process. **California management review**, v. 18, n. 3, p. 21–31, 1976. Citado na página 51.
- KOLB, D. A. Experiential learning: Experience as the source of learning and development. 1984. Citado na página 20.
- KOLB, D. A. Experiential learning: Experience as the source of learning and development. 2014. Citado na página 20.
- KONIETSCHKE, F.; PAULY, M. Bootstrapping and permuting paired t-test type statistics. **Statistics and Computing**, Springer, v. 24, p. 283–296, 2014. Citado na página 77.
- LAVIE, T.; MEYER, J. Benefits and costs of adaptive user interfaces. **International Journal of Human-Computer Studies**, v. 68, n. 8, p. 508–524, 2010. Citado na página 22.
- LOWERY, C. Adapting to student learning styles in a first year electrical/electronic engineering degree module. **Engineering education**, v. 4, n. 1, p. 52–60, 2009. Citado 5 vezes nas páginas 33, 34, 36, 37 e 38.
- MAGOULAS, G.; PAPANIKOLAOU, Y.; GRIGORIADOU, M. Adaptive web-based learning: accommodating individual differences through system’s adaptation. **British journal of educational technology**, v. 34, n. 4, p. 511–527, 2003. Citado 7 vezes nas páginas 32, 36, 37, 38, 54, 55 e 56.
- METEREN, R. V.; SOMEREN, M. V. Using content-based filtering for recommendation. In: **Proceedings of the Machine Learning in the New Information Age: MLnet/ECML2000 Workshop**. [S.l.: s.n.], 2000. p. 47–56. Citado na página 25.
- MUMFORD, A. Learning styles and learning. **Personnel Review**, v. 16, n. 3, p. 20–23, 1987. ISSN 0048-3486. Citado na página 75.
- MUMFORD, A. Learning styles and mentoring. **Industrial and Commercial Training**, v. 27, n. 8, p. 4–7, 1995. ISSN 0019-7858. Citado na página 75.
- MUMFORD, P. H. A. Questions and answers on learning styles questionnaire. **Industrial and Commercial Training**, v. 24, n. 7, 1992. ISSN 0019-7858. Citado na página 75.
- NIELSEN, J.; MOLICH, R. Improving a human-computer dialogue. **Communications of the ACM**, v. 33, n. 3, p. 338–348, 1990. Citado na página 61.
- OLIVEIRA, A.; LEMOS, E.; GALVAO, A.; NETO, C. S. S.; TEIXEIRA, M. M. An interface adaptation model for LMSs according to learning styles. In: **CSEDU**. [S.l.: s.n.], 2022. Citado 12 vezes nas páginas 57, 58, 59, 60, 61, 63, 64, 66, 67, 68, 71 e 72.
- PARK, Y.-J.; TUZHILIN, A. The long tail of recommender systems and how to leverage it. In: **Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems**. New York, NY, USA: ACM, 2008. (RecSys '08), p. 11–18. ISBN 978-1-60558-093-7. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1454008.1454012>>. Citado na página 26.
- PATERNO, F.; MANCINI, C. Effective levels of adaptation to different types of users in interactive museum systems. **Journal of the American Society for Information Science**, v. 51, n. 1, p. 5–13, 2000. Citado na página 23.

- PEREIRA, A. T. C.; SCHMITT, V.; DIAS, R. A. C. Ambientes virtuais de aprendizagem. In: **Ambientes Virtuais de Aprendizagem em Diferentes Contextos**. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda, 2007. cap. 1, p. 4–22. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 66.
- ROSEWELL, J. Learning styles. technology: level 1. networked living: exploring information and communication technologies. 2005. Citado na página 20.
- SALTON, G. (Ed.). **Automatic Text Processing**. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1988. ISBN 0-2:1-1227-8. Citado na página 29.
- SANGVIGIT, P.; MUNGSING, S.; THEERAROUNGCHAISRI, A. Correlation of honey-mumford learning styles and online learning media preference. **International Journal of Computer Technology and Applications**, v. 3, n. 3, p. 1312–1317, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 34, 35, 36, 37 e 38.
- SARWAR, B. M.; KARYPIS, G.; KONSTAN, J. A.; RIEDL, J. et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. **www**, v. 1, p. 285–295, 2001. Citado na página 25.
- SCHMECK, R. R. Individual differences and learning strategies. In: _____. **Learning and study strategies: Issues in assessment, instruction, and evaluation**. [S.l.]: Academic Press, 1998. cap. 10, p. 171–191. Citado na página 21.
- SHAMSUDDIN, J. K. N. Students' learning style and its effect on blended learning, does it matter?. **International Journal of Evaluation and Research in Education**, v. 9, n. 1, p. 195–202, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 84.
- SILVA, Z. C. da. **Adaptação de apresentação de conteúdos de objeto de aprendizagem considerando estilos de aprendizagem**. Curitiba: Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Exatas, Programa de PósGraduação em Informática, 2017. Citado na página 22.
- SINGH, A.; YADAV, A.; RANA, A. K-means with three different distance metrics. **International Journal of Computer Applications**, Citeseer, v. 67, n. 10, 2013. Citado na página 29.
- SINGLA, A.; KARAMBIR, M. Comparative analysis & evaluation of euclidean distance function and manhattan distance function using k-means algorithm. **International Journal**, v. 2, n. 7, 2012. Citado na página 29.
- TAHIR AKMA HIDAYU DOL, A. W. A. H. H. W. M. M. W. Students' learning styles and their academic performance in accounting course. **Journal of Academia**, v. 7, p. 10–17, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 84.
- THYAGHARAJAN, K.; NAYAK, R. Adaptive content creation for personalized e-learning using web services. **Journal of Applied Sciences Research**, v. 3, n. 9, p. 828–836, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 23.
- VALLEY, K. Learning styles and courseware design. **ALT-J**, v. 5, n. 2, p. 42–51, 1997. Citado 4 vezes nas páginas 32, 36, 37 e 38.
- VELASCO, P. S.; LAUREANO, A. L. C.; MORA, M. T.; HERRERA, M. A. B. Diseño de agentes pedagógicos a partir de los estilos de aprendizaje: una perspectiva a través del color. In: **IV Congreso Mundial de Estilos de Aprendizaje**. Texcoco, México: [s.n.], 2010. p. 1015–1023. Citado 4 vezes nas páginas 24, 54, 55 e 56.
- WELLER, W.; NETO, J. L. H.; JORNITZ, S.; AMARAL, M. P. do. The brazilian education system. **The Education Systems of the Americas**, Cham, p. 1–27, 2020. Citado na página 83.