Sequenciamento e recomendação de ações pedagógicas baseados na Taxonomia de Bloom Revisada e no RASI utilizando PSO multiobjetivo

Denis José Almeida

Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Computação
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Uberlândia
2023

Denis José Almeida

Sequenciamento e recomendação de ações pedagógicas baseados na Taxonomia de Bloom Revisada e no RASI utilizando PSO multiobjetivo

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação da Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Ciência da Computação

Orientador: Prof.ª Dr.ª Márcia Aparecida Fernandes

Uberlândia
2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

A447s
2023

Almeida, Denis José, 1985-
Sequenciamento e recomendação de ações pedagógicas baseados na Taxonomia de Bloom Revisada e no RASI utilizando PSO multiobjetivo [recurso eletrônico] / Denis José Almeida. - 2023.

Orientadora: Márcia Aparecida Fernandes.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação.
Modo de acesso: Internet.
Disponível em: http://doi.org/10.14393/ufu.di.2025.5086
Inclui bibliografia.
Inclui ilustrações.

1. Computação. I. Fernandes, Márcia Aparecida, 1963-, (Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação. III. Título.

CDU: 681.3

André Carlos Francisco
Bibliotecário-Documentalista - CRB-6/3408

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação
Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 1A, Sala 243 - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902
Telefone: (34) 3239-4470 - www.ppgco.facom.ufu.br - cpgfacom@ufu.br

ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Ciência da Computação				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado 11/2023, PPGCO				
Data:	20 de junho de 2023	Hora de início:	9:00	Hora de encerramento:	12:20
Matrícula do Discente:	11912CCP005				
Nome do Discente:	Denis José Almeida				
Título do Trabalho:	Sequenciamento e recomendação de ações pedagógicas baseados na Taxonomia de Bloom Revisada utilizando PSO multiobjetivo				
Área de concentração:	Ciência da Computação				
Linha de pesquisa:	Inteligência Artificial				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	-				

Reuniu-se, por videoconferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação, assim composta: Professores Doutores: Fabiano Azevedo Dorça - FACOM/UFU, Jairo Francisco de Souza - UFJF e Márcia Aparecida Fernandes - FACOM/UFU, orientadora do candidato.

Os examinadores participaram desde as seguintes localidades: Jairo Francisco de Souza - Juiz de Fora/MG, Márcia Aparecida Fernandes e Fabiano Azevedo Dorça - Uberlândia/MG. O discente participou da cidade de Uberlândia/MG.

Iniciando os trabalhos a presidente da mesa, Prof.ª Dr.ª Márcia Aparecida Fernandes, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir a senhora presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir o candidato. Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o candidato:

Aprovado

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos,

conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.

Documento assinado eletronicamente por **Márcia Aparecida Fernandes**, **Professor(a) do Magistério Superior**, em 21/06/2023, às 10:03, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

Documento assinado eletronicamente por **Jairo Francisco de Souza**, **Usuário Externo**, em 21/06/2023, às 12:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

Documento assinado eletronicamente por **Fabiano Azevedo Dorça**, **Professor(a) do Magistério Superior**, em 21/06/2023, às 14:31, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4580636** e o código CRC **410CB331**.

Referência: Processo nº 23117.042455/2023-95 SEI nº 4580636

Este trabalho é dedicado à minha esposa Viviane, aos meus filhos Lucas e Mateus e à minha mãe Nilza.

Agradecimentos

Agradeço à professora Márcia Aparecida Fernandes que me apresentou ao mundo da pesquisa e me orientou neste processo e ao colega Newarney Torrezão da Costa pela parceria na pesquisa. Agradeço à minha esposa Viviane pela ajuda incondicional e aos meus filhos Lucas e Mateus por serem compreensíveis em tantos momentos que estive ausente. Aos colegas do Centro de Tecnologia da Informação e Comunicação da UFU que sempre me apoiaram e incentivaram e a todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram para que este trabalho fosse realizado.

"O futuro é independente do passado, dado o presente."
(Propriedade de Markov)

Resumo

De acordo com as necessidades do aluno, o aprendizado pode ser apoiado e aprimorado por meio de instrução estruturada e personalizada. Este trabalho apresenta uma abordagem de recomendações pedagógicas personalizadas com base no perfil cognitivo do aluno, fornecidas pelo *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI). As ações pedagógicas recomendadas seguem a hierarquia da Taxonomia de Bloom Revisada (TBR). O sequenciamento de ações pedagógicas foi modelado como um problema de otimização multiobjetivo. A solução do problema foi implementada usando um algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO). Os objetivos otimizados neste problema são a similaridade entre o perfil do aluno e a sequência de ações e o número de ações adequadas ao perfil do aluno. Experimentos realizados com alunos de instituições de ensino superior sugerem que a abordagem proposta com *Particle Swarm Optimization* (PSO) apresenta soluções mais bem aceitas pelos alunos do que a recomendação pedagógica aleatória.

Palavras-chave: Sequenciamento de atividades pedagógicas, Recomendação Pedagógica, Taxonomia de Bloom, RASI, PSO, otimização multiobjetivo.

Abstract

According to student needs, learning can be supported and enhanced through structured and personalized instruction. This work presents an approach to personalized pedagogical recommendations based on the student's cognitive profile, given by the Revised Approaches to Studying Inventory (RASI). The recommended pedagogical actions follow the hierarchy of Revised Bloom's Taxonomy. We model the sequencing of pedagogical actions as a multi-objective optimization problem. This problem solution was implemented using a Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The optimized objectives in this problem are the similarity between the student's profile and the sequence of actions, and the number of actions appropriate to the student's profile. Experiments conducted with students in higher education institutions suggest that the proposed approach using PSO presents solutions that are better accepted by students than the randomized pedagogical recommendation.

Keywords: Sequencing of pedagogical activities, Pedagogical Recommendation, Bloom's Taxonomy, RASI, PSO, multi-objective optimization.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Tabela da Taxonomia 31
Figura 2 – Posicionamento de objetivos e atividades na Tabela da Taxonomia . . . 32
Figura 3 – Mapeamento *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI) x Taxonomia de Bloom Revisada (TBR). Adaptado de Costa e Fernandes (2021). . . 33
Figura 4 – Distribuição das ações pedagógicas na Tabela da TBR 40
Figura 5 – Representação do vetor da partícula 42
Figura 6 – Exemplo de uma partícula 44
Figura 7 – Cálculo do *Índice RASI* da sequência 45
Figura 8 – Exemplos de atribuição dos pesos 45
Figura 9 – Comportamento da função F_2 para cada Perfil RASI predominante . . 46
Figura 10 – Histograma da iteração em que cada execução convergiu pela primeira vez. 48
Figura 11 – Boxplot do valor final da função de aptidão. 49
Figura 12 – Histograma dos tempos de execução por execução (em segundo(s)). . . 49
Figura 13 – Dispersão entre iteração de convergência e valor final da função de aptidão. 50
Figura 14 – Fluxo do processo de recomendação 50
Figura 15 – Exemplo de sequência pedagógica 51
Figura 16 – Exemplo de recomendação pedagógica 52
Figura 17 – Funil de participação no experimento 56
Figura 18 – Recomendação de sequência de atividades 62
Figura 19 – Classificação dos participantes por perfil predominante 65
Figura 20 – Significância do Eixo *RASI* 67
Figura 21 – Dispersão dos participantes pelos eixos *RASI* 67
Figura 22 – Concordância com o Eixo *RASI* 69
Figura 23 – Quantidade de ações sequenciadas 69
Figura 24 – Percentual de ações sequenciadas por categoria da TB 70
Figura 25 – Comparação entre o mapeamento TB x *RASI* e o sequenciamento . . . 70

Figura 26 – Percentual de ações sequenciadas por perfil predominante 71
Figura 27 – Comparação entre o sequenciamento e os perfis*RASI* 71
Figura 28 – Ações sequenciadas por grau de relevância para cada perfil *RASI* . . . 72
Figura 29 – Composição dos grupos experimentais 73
Figura 30 – Avaliação sobre o tamanho da sequência 74
Figura 31 – Quantidade de atividades recomendas por grupo experimental 74
Figura 32 – Avaliação sobre a qualidade da sequência 75
Figura 33 – Relevância das recomendações avaliadas pelo grupo Controle 76
Figura 34 – Avaliação sobre a expectativa de realização 76
Figura 35 – Avaliação confirmatória sobre o tamanho da sequência 77
Figura 36 – Correlação entre SR3 e SR6 - Grupo Controle 78
Figura 37 – Variação das respostas para os itens SR3 a SR6 por perfil predominante 79
Figura 38 – Variabilidade das respostas do item SR3 81
Figura 39 – Variabilidade das respostas do item SR4 82
Figura 40 – Variabilidade das respostas do item SR5 83
Figura 41 – Variabilidade das respostas do item SR6 83
Figura 42 – Página 1 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante. . . . 94
Figura 43 – Página 2 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante. . . . 95
Figura 44 – Página 3 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante. . . . 96
Figura 45 – Página 4 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante. . . . 97
Figura 46 – Página 1 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica. 98
Figura 47 – Página 2 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica. 99
Figura 48 – Página 3 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica.100

Lista de tabelas

Tabela 1 – Relação numérica do mapeamento 33
Tabela 2 – Resumo de pesquisas utilizando meta-heurísticas no problema de sequenciamento 38
Tabela 3 – Lista de atividades digitais 51
Tabela 4 – Distribuição dos participantes do experimento por curso 55
Tabela 5 – Variáveis dependentes, características avaliadas e itens dos levantamentos 58
Tabela 6 – Instrumentos utilizados para coleta de dados 59
Tabela 7 – Distribuição dos participantes entre os grupos 61
Tabela 8 – Distribuição dos participantes que avaliaram as recomendações 63
Tabela 9 – Itens componentes dos questionários 64
Tabela 10 – Grupos de respostas 64
Tabela 11 – Resultado do teste de Kruskal-Wallis para os valores do *Índice RASI* . 66
Tabela 12 – Comparação múltipla para os valores do *Índice RASI* 66
Tabela 13 – Resultado do teste de Kruskal-Wallis para as variáveis CP1 a CP6 . . . 68
Tabela 14 – Relevância dos categorias da TB para cada eixo *RASI* 72
Tabela 15 – Correlação entre SR3 e SR6 77
Tabela 16 – Correlação para a quantidade de atividades - Grupo Controle 78
Tabela 17 – Correlação entre SR3 a SR6 - Grupo Experimental 79
Tabela 18 – Comparação entre os grupos de perfis para as variáveis SR3 a SR6 . . 79
Tabela 19 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H1 80
Tabela 20 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H2 81
Tabela 21 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H3 82
Tabela 22 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H4 83

Lista de siglas

ACO *Ant Colony Optimization*

ACS *Adaptive Curriculum Sequencing*

AG Algoritmo Genético

AVA Ambiente Virtual de Aprendizagem

CE Computação Evolutiva

CS *Curriculum Sequencing Problem*

DC Dimensão do Conhecimento

DPC Dimensão do Processo Cognitivo

OA Objeto de Aprendizagem

PSO *Particle Swarm Optimization*

RASI *Revised Approaches to Study Inventory*

SR Sistema de Recomendação

TB Taxonomia de Bloom

TBD Taxonomia de Bloom Digital

TBR Taxonomia de Bloom Revisada

TCLE Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

TIC Tecnologia de Informação e Comunicação

Sumário

1 INTRODUÇÃO . . . 17
1.1 Motivação . . . 18
1.2 Objetivos . . . 20
1.3 Hipóteses de pesquisa . . . 21
1.4 Contribuições . . . 21
1.5 Organização da Dissertação . . . 22

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA . . . 23
2.1 Problema de Sequenciamento . . . 23
2.2 Abordagem Pedagógica . . . 24
2.2.1 RASI . . . 25
2.2.2 Taxonomia de Bloom Revisada (TBR) . . . 27
2.2.3 Taxonomia de Bloom Digital . . . 32
2.2.4 Mapeamento RASI x TBR . . . 33
2.3 Problemas de otimização . . . 34
2.3.1 Meta-heurísticas . . . 35
2.3.2 Particle Swarm Optimization . . . 35
2.3.3 Trabalhos relacionados . . . 37

3 SEQUENCIAMENTO DE AÇÕES PEDAGÓGICAS . . . 40
3.1 Sequenciamento utilizando PSO . . . 41
3.1.1 Representação da partícula . . . 42
3.1.2 Atualização da velocidade . . . 42
3.1.3 Funções-objetivo . . . 43
3.1.4 Parâmetros do algoritmo . . . 46
3.1.5 Avaliação do desempenho do PSO . . . 47
3.2 Recomendação pedagógica . . . 49

4 EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS 53
4.1 Participantes 54
4.1.1 Hipóteses estatísticas 56
4.1.2 Variáveis 56
4.1.3 Plano Experimental 57
4.2 Análise e interpretação dos resultados 63
4.2.1 Perfil dos participantes 65
4.2.2 Sequenciamento de ações pedagógicas 68
4.2.3 Percepção dos estudantes sobre as recomendações 72

5 CONCLUSÃO 85
5.1 Principais Contribuições 85
5.2 Trabalhos Futuros 86
5.3 Contribuições em Produção Bibliográfica 86

REFERÊNCIAS 87

APÊNDICES 92

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIOS UTILIZADOS NO EXPERIMENTO 93
A.1 Questionário de Identificação do Perfil do Estudante 93
A.2 Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica . 98

Capítulo 1

Introdução

A aprendizagem é um processo natural contínuo que ocorre tanto em situações organizadas quanto em atividades cotidianas (HUANG, 2019). De acordo com Brown et al. (2020), ensinar e aprender é um esforço humano conduzido por pessoas para o benefício de outras e, segundo Woolf (2010), é mais eficiente quando os alunos estão motivados para aprender. Quando a aprendizagem é intencional e está definida em um contexto institucional, com metas e objetivos explícitos, é geralmente apoiada por sequências estruturadas de instruções que, de acordo com Huang (2019), visam apoiar, facilitar ou melhorar a aprendizagem e o desempenho.

Com o surgimento e evolução das teorias de aprendizagem a partir do início do século XX, surgiram também diversas ferramentas e técnicas que têm sido utilizadas para apoiar o ensino e a aprendizagem (HUANG, 2019). A teoria da aprendizagem cognitiva tem sido usada como base para alguns dos tutores inteligentes mais bem-sucedidos, nos quais os processos mentais são primeiro identificados e o conhecimento é transferido para os alunos da maneira mais eficiente e eficaz possível (WOOLF, 2010).

De acordo com Huang (2019), a tecnologia da informação pode estender a capacidade humana e expandir o ambiente social de apoio à aprendizagem e, para Brown et al. (2020), as experiências educacionais de professores e alunos são sempre estruturadas e aprimoradas por sistemas e ferramentas educacionais que muitas vezes refletem avanços tecnológicos mais amplos que estão ocorrendo em outras indústrias e setores da sociedade. Ela tem sido cada vez mais utilizada para apoiar a aprendizagem, tanto em modelos híbridos de ensino quanto nos estritamente a distância. Neste sentido, o número de interfaces de ensino e aprendizagem e de seus usuários tem crescido exponencialmente, porém os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) têm sido utilizados para a realização de aulas expositivas online apenas como uma extensão do modelo tradicional de ensino no qual o conhecimento é centrado no professor e as aulas são ministradas considerando que todos os alunos possuem as mesmas habilidades (SUNAGA; CARVALHO, 2015).

Por meio de plataformas inteligentes – também chamadas adaptativas – o ensino pode ser personalizado, uma vez que elas conseguem reconhecer as características dos estudantes

e oferecer atividades em nível personalizado, satisfazendo suas necessidades individuais, fornecendo estímulos que os impulsionam e permitindo que cada um aprenda no seu tempo (SUNAGA; CARVALHO, 2015).

Sendo assim, a automatização do processo de ensino no contexto da educação formal pode colaborar para que o aluno assuma um papel mais ativo no processo de aprendizagem. Estratégias de ensino personalizadas podem melhorar o uso dos AVAs e o desempenho dos estudantes, recomendando atividades de aprendizagem apropriadas e permitindo que eles avancem nos estudos de forma adaptativa e customizada.

1.1 Motivação

Dados do UNICEF – Fundo das Nações Unidas para a Infância – em seu relatório Every child learns - UNICEF Education Strategy 2019-2030 (UNICEF et al., 2019) apontam que as Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) moldarão significativamente as estratégias de aprendizagem na próxima década e que tecnologias inovadoras, como aprendizagem adaptativa e inteligência artificial, têm o potencial de mudar a maneira como aprendemos. Em direção a um foco maior na melhoria dos resultados de aprendizagem, a estratégia apresentada prevê investimentos em inovação, incluindo novas tecnologias para a aprendizagem personalizada e adaptativa.

No Brasil, o Censo da Educação Superior de 2019 (INEP, 2020) mostrou que a maioria das vagas ofertadas em cursos de graduação são oferecidas na modalidade a distância – correspondendo a 63% delas – das quais 99% são oferecidas na rede privada de ensino. O número de vagas oferecidas em cursos a distância vem crescendo desde 2015 e, no período entre 2018 e 2019, apresentou uma variação positiva de 45% ao mesmo tempo em que as vagas ofertadas na modalidade presencial reduziram em 5,2%. Tal fato demonstra uma tendência de ampliação na oferta de cursos de graduação na modalidade a distância no Brasil. Cabe destacar que os dados apresentados se referem a um período anterior à Emergência de Saúde Pública causada pela COVID-19, evento que pode deixar um legado permanente para os sistemas de educação em todo o mundo ao ter alavancado a adesão a esta modalidade de ensino e a modelos híbridos, com uma maior utilização de diferentes AVAs, suscitando as dificuldades de se ensinar pelo computador.

Os dados apresentados demonstram a importância do uso das ferramentas tecnológicas para os ambientes educacionais. Porém, geralmente, os AVAs, da forma que são utilizados atualmente na educação a distância ou em modelos híbridos, apenas replicam os modelos tradicionais de ensino pois não possuem características de adaptação e reação ao estudante, utilizando-se de estratégias de ensino únicas para todos os alunos de uma mesma turma.

Geralmente, os modelos de ensino tradicionais são dependentes dos conteúdos dos cursos e são centrados no professor, ou seja, as estratégias de ensino são formatadas

pelo professor sob a ótica do que ele entende que deve ser o curso. Como as turmas são heterogêneas, ajustes devem ser feitos no conteúdo para um melhor aproveitamento do estudante de forma a levá-lo para outro nível no processo de ensino. Com o apoio de ferramentas adaptativas é possível oferecer sequências didáticas mais personalizadas, para cada estilo predominante de aprendizagem, o que não é possível na educação massiva ou convencional (MORAN, 2015).

O desenvolvimento de sistemas de tutoria apropriados e eficazes tornou-se o desafio das pesquisas em Inteligência Artificial na Educação (NKAMBOU; MIZOGUCHI; BOURDEAU, 2010) a partir de estudos como o The 2 Sigma Problem, onde Bloom (1984) apresentou resultados que revelaram que a tutoria individual é um método de ensino mais eficaz que o convencional (em grupo). Foi demonstrado que o aluno médio sob tutoria possuía desempenho cerca de dois desvios padrão acima da média da classe do grupo de controle (método convencional) e que seu desempenho era maior do que 98% dos alunos que recebiam o ensino convencional. Apesar de ser um método de ensino eficaz, pois adapta o ensino às necessidades de cada aluno, era quase impossível sua implementação em salas de aula sem o uso de tecnologia, pois exigia muito tempo e recursos (um professor para cada aluno) (WOOLF, 2010).

Estar ciente das abordagens ao estudo que um aluno adota pode ajudar o professor a indicar atividades de aprendizagem adequadas para ele. Além disso, a tecnologia pode desempenhar um papel fundamental em ajudar a recomendar atividades de aprendizagem personalizadas e individualmente apropriadas (HUANG, 2019). Portanto, o papel desempenhado pelo professor em sala de aula pode ser trazido para os AVAs por meio de Sistemas de Recomendação (SRs) que permitem oferecer um ensino adaptativo ao estudante, uma vez que conseguem associar a estratégia de ensino e o perfil do aluno para direcionar uma estratégia de ensino personalizada.

A importância dos AVAs para o ensino e a necessidade de aprimorar suas capacidades de adaptação e reação ao aluno levantam a questão de como sequenciar automaticamente as ações pedagógicas adequadas para recomendação de forma adaptativa e individualizada, visando a melhoria da aprendizagem dos alunos. Sendo assim, uma abordagem de recomendação pedagógica de ações genéricas que contemplam o processo pedagógico e não o conteúdo de uma disciplina ou curso e tendo como base o perfil do aluno se apresenta como relevante.

A literatura recente mostra que a simples recomendação de materiais de aprendizagem, sem considerar a sua ordenação, não garante uma compreensão abrangente do conteúdo (MACHADO et al., 2021; AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011). Plataformas que possuem uma estrutura rígida e genérica (*one-size-fits-all*), onde todos os alunos são tratados da mesma forma em termos de materiais, tendem a provocar sobrecarga cognitiva e desorientação (MACHADO et al., 2021; AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011) dado o grande volume de informação disponível. O desafio de organizar e entregar materi-

ais de e-learning de forma adequada para um aluno, de acordo com suas preferências e convenções pedagógicas é conhecido como *Curriculum Sequencing Problem* (CS) ou, em sistemas adaptativos, *Adaptive Curriculum Sequencing* (ACS) (MARTINS et al., 2021; AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011; MACHADO et al., 2021). O ACS busca encontrar a melhor sequência de materiais de aprendizagem que atenda ao perfil do estudante, considerando suas características individuais e as informações dos materiais com o objetivo de fornecer ao aluno a ordem mais adequada de unidades de conhecimento e tarefas de aprendizagem, ajudando-o a encontrar um "caminho de aprendizagem ideal"(MARTINS et al., 2021; MACHADO et al., 2021), o que é considerado um dos objetivos cruciais na aprendizagem adaptativa. Selecionar uma sequência adequada é crucial, pois escolhas inadequadas podem levar a resultados inesperados, aumentando as taxas de evasão e reprovação.

1.2 Objetivos

O **objetivo geral** deste trabalho é propor *e avaliar, quanto à qualidade pedagógica das sequências geradas e ao tempo de processamento*, uma estratégia multi-objetivo baseada em *Particle Swarm Optimization* (PSO) que recomende ações pedagógicas alinhadas à Taxonomia de Bloom Revisada (TBR) e ao perfil de aprendizagem *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI) do estudante.

Objetivos específicos

- ❑ Modelar o estudante com base no questionário RASI, identificando os valores de cada eixo (*Surface*, *Strategic* e *Deep*);
- ❑ Definir funções-objetivo capazes de medir (i) a adequação pedagógica da sequência ao Perfil RASI do estudante e (ii) a adequação da quantidade de ações para seu Perfil Predominante;
- ❑ Formular o sequenciamento de ações pedagógicas como um problema de otimização multi-objetivo;
- ❑ Selecionar e parametrizar um algoritmo PSO adequado ao problema;
- ❑ Implementar o algoritmo PSO para realizar o sequenciamento;
- ❑ Conduzir experimentos de recomendação e analisar a satisfação dos estudantes quanto a *i)* **preferência por atividades**; *ii)* **tamanho da sequência**; *iii)* **qualidade da sequência** e *iv)* **expectativa de realização das atividades**.

1.3 Hipóteses de pesquisa

Assume-se que o sequenciamento automatizado de ações pedagógicas deve (i) respeitar uma progressão cognitiva reconhecida, (ii) adaptar-se ao perfil individual do estudante e (iii) operar com viabilidade computacional. Diante dessas condições, formulam-se as seguintes hipóteses:

- **Progressão cognitiva**: sequências de ações pedagógicas organizadas de acordo com a Taxonomia de Bloom Revisada (TBR) aumentam a satisfação do estudante quando comparadas a sequências geradas aleatoriamente, que não seguem nenhuma progressão cognitiva.

- **Perfil do estudante**: o *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI) pode ser empregado para caracterizar o perfil de aprendizagem do estudante (em relação aos eixos *Surface*, *Strategic* e *Deep*) e mapeado aos níveis da TBR; essa combinação gera sequências que elevam a satisfação do estudante em comparação com aquelas que ignoram o perfil.

- **Adequação do algoritmo**: um algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) configurado para otimizar, em conjunto, a progressão cognitiva e a aderência ao perfil RASI produz sequências com nível de satisfação igual ou superior ao de uma sequência aleatória, mantendo tempo de processamento compatível com uso on-line.

1.4 Contribuições

Esta pesquisa está inserida na área de Inteligência Artificial aplicada à Educação que, de acordo com (ZAWACKI-RICHTER et al., 2019), é um dos campos emergentes atualmente na tecnologia educacional. Espera-se contribuir com o campo da Educação por meio da criação de uma metodologia que ofereça a recomendação de atividades digitais em AVAs a partir do sequenciamento automatizado e personalizado de ações pedagógicas de acordo com o perfil do aluno. Quanto à área de Inteligência Artificial, espera-se contribuir com o aprofundamento da pesquisa sobre meta-heurísticas e algoritmos de otimização bio-inspirados.

Por fim, destaca-se que a metodologia proposta foi submetida a um experimento controlado com 182 estudantes do ensino superior, devidamente aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (CAAE 46614121.4.0000.5152). O delineamento do estudo, os instrumentos utilizados e a caracterização da amostra encontram-se detalhados no Capítulo 4, que também apresenta os resultados do obtidos.

1.5 Organização da Dissertação

O restante do texto está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica acerca das abordagens pedagógicas adotadas para descrever o processo de ensino e definir o perfil do estudante e a relação entre elas além de trabalhos anteriores que utilizaram meta-heurísticas para o problema de sequenciamento educacional; no Capítulo 3 é detalhada a proposta para o sequenciamento e para a recomendação pedagógica; o Capítulo 4 apresenta os experimentos de recomendação pedagógica realizados, bem como os resultados atingidos e o Capítulo 5 apresenta as conclusões do presente estudo, suas contribuições e sugestões para novas pesquisas.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Nesta seção são apresentados os principais conceitos necessários ao desenvolvimento da pesquisa. São apresentadas considerações acerca da Taxonomia de Bloom Revisada (TBR); das atividades digitais propostas pela Taxonomia de Bloom Digital (TBD); do inventário *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI) que suporta a modelagem do perfil do estudante; dos conceitos sobre Sistema de Recomendação (SR) e do problema de sequenciamento.

2.1 Problema de Sequenciamento

No campo da educação online, garantir a satisfação do usuário e evitar o abandono são desafios persistentes (MARTINS et al., 2021). Uma estratégia para enfrentar esses desafios é a personalização da experiência de aprendizagem, entregando o conteúdo educacional de maneira individualizada (MARTINS et al., 2021; MACHADO et al., 2021). Dentro dessa personalização, o sequenciamento do conteúdo educacional, conhecido como *Adaptive Curriculum Sequencing* (ACS), é considerado um problema crucial (MARTINS et al., 2021). Seu objetivo é encontrar a melhor sequência de materiais de aprendizagem que atenda ao perfil individual do estudante (MARTINS et al., 2021).

Encontrar o melhor caminho ou sequência de aprendizado é um problema NP-difícil (PUSHPA, 2012), uma vez que há uma grande variedade de Objetos de Aprendizagem (OAs) disponíveis (MARTINS et al., 2021) que podem compor tais sequências. Ainda, de acordo com Engelbrecht (2007), problemas onde as soluções são permutações de variáveis de valor inteiro são referidos como problemas de otimização combinatória.

Diversas abordagens têm sido propostas para enfrentar essa complexidade. A *abordagem individual* foca nas características específicas do aluno, como estilo de aprendizagem, nível de conhecimento e preferências, buscando otimizar a sequência para maximizar o aprendizado individual (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011). Já a *abordagem social* considera informações coletivas, como o histórico de aprendizagem de grupos semelhantes, para guiar o sequenciamento (MARTINS et al., 2021).

Além disso, o sequenciamento pode ser baseado em diferentes tipos de recursos educacionais. A *abordagem baseada em material* organiza os conteúdos conforme suas propriedades e relações, enquanto a *abordagem baseada em atividade* prioriza as tarefas e exercícios que o aluno deve realizar, promovendo um aprendizado mais ativo e contextualizado.

Outro desafio importante está relacionado à definição e delimitação dos conceitos e unidades de aprendizagem que compõem o currículo, influenciando diretamente a qualidade do sequenciamento (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011; MARTINS et al., 2021).

Este trabalho, especificamente, propõe que o sequenciamento de ações pedagógicas seja realizado considerando o processo cognitivo estabelecido pela Taxonomia de Bloom Revisada (TBR) e levando-se em conta o perfil cognitivo do estudante modelado a partir do *Revised Approaches to Study Inventory* (RASI). O mapeamento entre RASI e TBR possibilita essa abordagem, permitindo quantificar a relevância de uma sequência de ações da TBR para um dado perfil RASI. Neste sentido, o sequenciamento se apresenta como uma combinação de ações em uma quantidade variável, que seja adequada ao perfil do estudante.

Devido à sua complexidade, o problema de sequenciamento tem sido abordado por diversas técnicas, especialmente metaheurísticas, que são capazes de explorar grandes espaços de soluções e adaptar-se a diferentes contextos (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011; MACHADO et al., 2021). Essas técnicas buscam encontrar sequências que respeitem restrições pedagógicas, preferências do aluno e características do conteúdo, promovendo um aprendizado mais eficiente e personalizado.

Assim, o sequenciamento pode ser abordado como um problema de otimização, em que critérios são definidos para aproximar a sequência ao perfil do estudante. Tais problemas podem ser resolvidos com eficiência por metaheurísticas, que exploram o espaço de soluções para encontrar sequências adaptadas e eficazes (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011; MACHADO et al., 2021).

Dada a complexidade e a natureza combinatória do problema de sequenciamento adaptativo, torna-se essencial o uso de técnicas avançadas de otimização para encontrar soluções eficazes. A seção 2.3 apresenta os fundamentos dos problemas de otimização e as principais abordagens utilizadas para sua resolução.

2.2 Abordagem Pedagógica

As abordagens pedagógicas que serão apresentadas foram adotadas para definir o perfil do estudante e descrever o processo de ensino. Também serão apresentados um framework para associação de atividades digitais e um mapeamento que possibilita a relação entre as abordagens.

2.2.1 RASI

O termo abordagem à aprendizagem refere-se às preferências do estudante em utilizar certos processos motivacionais e cognitivos durante a realização de uma determinada tarefa de aprendizagem (Biggs, 2001). O conceito, então referido em termos de níveis de processamento (HERRMANN; BAGER-ELSBORG; MCCUNE, 2017), foi introduzido inicialmente por MARTON e SÄLJÖ (1976) em um estudo no qual tentavam identificar diferentes níveis de processamento de informação entre grupos de estudantes universitários.

No sentido de compreender o que é necessário para aprender, MARTON e SÄLJÖ (1976) sustentavam que uma descrição *do que* os alunos aprendem é preferível a uma descrição *do quanto* eles aprendem. Observando os resultados de um experimento realizado no estudo, perceberam que alunos distintos aprendem coisas diferentes a partir de um mesmo material instrucional, demonstrando a existência de diferenças qualitativas no resultado da aprendizagem e indicando haver diferenças correspondentes no processo de aprendizagem. A partir da constatação da existência de diferenças interindividuais nos tipos de processo de aprendizagem em que os alunos se envolvem quando são confrontados com materiais de aprendizagem, os autores distinguiram dois níveis diferentes de processamento, correspondentes aos diferentes aspectos do material de aprendizagem nos quais o aluno se concentra: o processamento de nível profundo e o processamento de nível superficial.

No processamento superficial, o sujeito concentra-se no signo enquanto no processamento profundo ele se concentra no significado (MARTON; SÄLJÖ, 1976) e a adoção de uma determinada abordagem pelo aluno depende de sua intenção em relação ao conteúdo que está aprendendo. A coexistência de intenção e processo implicava diferentes formas de interpretar os requisitos da tarefa, conforme ela era apresentada dentro de um contexto de aprendizagem específico (ENTWISTLE; MCCUNE, 2004).

Na **abordagem profunda** o aluno procurava entender o significado pretendido pelo autor e estava associada a relatos abstratos e de alto nível sobre o conteúdo. Por outro lado, na **abordagem superficial** o aluno concentrava-se em reproduzir características dos materiais de aprendizagem por meio da memorização de termos-chave e de detalhes com precisão, estando associada a declarações simples e factuais sobre os detalhes do conteúdo, omitindo as interconexões entre eles (BIGGS, 2001; HERRMANN; BAGER-ELSBORG; MCCUNE, 2017).

O conceito de abordagem à aprendizagem pode ser confundido com o conceito de estilos cognitivos ou de aprendizagem. Os estilos são essencialmente estáveis e agem como variáveis independentes, determinando os eventos que se seguem: se o evento for uma tarefa compatível, o desempenho será bom e vice-versa. Biggs (2001), porém, considera que é enganoso descrever as abordagens como estilos pertencentes a um indivíduo. Enquanto os estilos são concebidos como não são sensíveis ao contexto, uma abordagem à

aprendizagem só pode existir com a presença daquele que aprende e do que está sendo aprendido. Os estilos cognitivos e de aprendizagem supõem que os traços individuais são fixos ou pouco modificáveis e que os "tratamentos"educacionais devem ser trabalhados levando-os em consideração ou em torno deles (BIGGS, 2001), enquanto as diferenças encontradas por MARTON e SÄLJÖ (1976) foram descritas como sendo a natureza das relações existentes entre aluno, contexto e tarefa. Ainda, de acordo com Entwistle e McCune (2004) a abordagem à aprendizagem é uma função das características individuais e do contexto de ensino e não um traço estável do indivíduo, sendo vista como uma reação específica ao conteúdo da tarefa e ao contexto no qual ela foi vivenciada.

A partir do trabalho realizado por Marton e Säljö, as abordagens à aprendizagem tornaram-se conceitos genéricos em um novo gênero de pesquisa educacional – as abordagens do aluno à aprendizagem – e tem sustentado pesquisas em andamento nesta área desde então (HERRMANN; BAGER-ELSBORG; MCCUNE, 2017).

Enquanto a teoria de abordagem à aprendizagem estava em gestação, Entwistle utilizava a psicologia das diferenças individuais para derivar seu **Inventário de Abordagens de Estudo** (ASI, do original *Approaches to Study Inventory*) (BIGGS, 2001). Fundamentado nas novas conceituações de aprendizagem do aluno – como as que foram propostas por MARTON e SÄLJÖ (1976) e os estilos de aprendizagem introduzidos por Pask (estratégias holística e serialista) (PASK; PASK, 1976, 1988 apud ENTWISTLE; MCCUNE, 2004) – Entwistle reformulou seu inventário baseando-se em entrevistas que se concentraram na experiência do estudo diário. Nesta reformulação, as abordagens profunda e superficial também se manifestaram nas diferentes tarefas, sugerindo que elas se desenvolveram de forma consistente nos hábitos de estudo. Outra significante constatação foi que a avaliação afetava fortemente o estudo em contextos cotidianos, o que demandou a introdução de uma nova categoria: a **abordagem estratégica** para o estudo (em oposição à aprendizagem) (ENTWISTLE; MCCUNE, 2004).

Este novo instrumento (ENTWISTLE; RAMSDEN, 1983) – o Inventário de Abordagens de Estudo (ASI) – possuía mais de 64 itens distribuídos em 16 subescalas. A análise fatorial destas subescalas produziu três fatores principais que reuniram três conjuntos distintos de intenções, motivos e processos de aprendizagem e estudo. As combinações de pontuações das subescalas foram descritas como orientações para o estudo: *Meaning*, *Reproducing* e *Achieving orientation* que estão envolvidas, respectivamente, às abordagens Profunda, Superficial e Estratégica. Uma outra orientação, menos bem definida pela análise fatorial, também foi encontrada: *Non-academic*, relacionada a métodos de estudo desorganizados e associada a ambas as patologias de aprendizagem de Pask.

Novas gerações de inventários geralmente são derivadas de versões anteriores, um processo que pode ser ilustrado pelo desenvolvimento do ASI. Desde que foi projetado, este instrumento passou por diversas revisões a fim de atender aos propósitos de sucessivos projetos e, desta forma, existe em várias versões que refinaram constantemente a concei-

tuação das escalas originais e adicionaram novas escalas para se adequar a pesquisas mais recentes (ENTWISTLE; MCCUNE, 2004). Algumas dessas versões do ASI aparecem apenas em relatórios de pesquisa, enquanto outras foram descritas em formas mais acessíveis como o RASI (TAIT; ENTWISTLE, 1996) e o (TAIT; ENTWISTLE; MCCUNE, 1998).

O desenvolvimento de um inventário apropriado para identificar habilidades e estratégias de estudo foi apresentado por Tait e Entwistle (1996) com o objetivo de ser um instrumento que possibilitasse à equipe educacional a coleta, classificação e interpretação dos dados por meio de procedimentos conceitualmente sólidos e psicometricamente defensáveis, suprindo as lacunas dos inventários existentes até o momento. Este instrumento, que ficou conhecido como **Inventário de Abordagens de Estudo Revisado** (RASI), foi desenvolvido a partir do ASI para ser aplicado por meio de um questionário eletrônico e possuía 38 itens integrantes de 15 subescalas que estavam agrupadas em 5 escalas principais. As escalas eram compreendidas por 4 agrupamentos principais, que foram então renomeados para **abordagens ao estudo**: *profunda*, *superficial*, *estratégica* e *apática*; além de uma escala dedicada a avaliar a *aptidão acadêmica* do aluno.

Enquanto o RASI era desenvolvido, um trabalho adicional estava em andamento com o objetivo de produzir uma versão autônoma deste inventário que pudesse ser utilizada como um questionário de papel que seria denominado **Inventário de Abordagens e Habilidades de Estudo para Estudantes - ASSIST**) (TAIT; ENTWISTLE, 1996). O ASSIST (TAIT; ENTWISTLE; MCCUNE, 1998) é o último de uma linha de inventários (ASI e RASI) destinados a medir diferenças individuais nas abordagens de aprendizagem em estudantes do ensino superior. O instrumento foi desenvolvido por meio do ASI, incluindo subescalas adicionais relacionadas aos aspectos do estudo, mas também às reações ao ensino (VALADAS; GONÇALVES; FAÍSCA, 2010).

A versão do inventário RASI adotado neste trabalho é a que está contida em uma das dimensões do ASSIST e identifica as tendências dos alunos em adotar abordagens *Profundas*, *Superficiais* e *Estratégicas* para aprender e estudar. O instrumento original é composto por 52 questões objetivas e uma versão curta composta por 18 questões também é disponibilizada por (ENTWISTLE; TAIT, 2013). O uso desta versão reduzida foi adotado neste trabalho como forma de aumentar a chance de engajamento e atenção do aluno ao responder o questionário.

2.2.2 Taxonomia de Bloom Revisada (TBR)

Na educação, os objetivos indicam o que se espera que os alunos aprendam como resultado do processo instrucional. Os objetivos são especialmente importantes no ensino porque ensinar é um ato intencional e racional. O aspecto racional do ensino refere-se aos objetivos que os professores escolhem para seus alunos enquanto o aspecto intencional diz respeito a como os professores ajudam os alunos a atingir seus objetivos, ou seja, os ambientes de aprendizagem que os professores criam e as atividades e experiências que

eles proporcionam. Os ambientes, atividades e experiências de aprendizagem devem ser consistentes ou compatíveis com os objetivos selecionados (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001) e, neste sentido, os objetivos podem orientar a seleção de atividades instrucionais eficazes que levarão à sua realização.

Normalmente os objetivos educacionais consistem em um substantivo que representa o conteúdo da matéria e um verbo que representa o processo cognitivo (o que deve ser feito com ou para o conteúdo) (KRATHWOHL, 2002). Os objetivos ligados ao desenvolvimento cognitivo podem ser identificados e declarados com o auxílio de instrumentos como a Taxonomia dos Objetivos Educacionais de Bloom (FERRAZ; BELHOT, 2010).

A versão original da Taxonomia de Bloom (TB) (BLOOM et al., 1956) foi publicada como uma estrutura para categorizar objetivos educacionais (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001). A intenção original dos autores era desenvolver uma estrutura comum para classificar os resultados de aprendizagem que se pretendia dos alunos, a fim de promover a troca de itens, procedimentos e ideias de testes avaliativos. Assim, buscaram estabelecer um vocabulário padrão que indicasse o que um item de teste deveria medir. Esses significados regulados emergiram de um conjunto cuidadosamente definido de categorias e subcategorias nas quais cada objetivo de aprendizagem e, portanto, cada item de teste poderia ser classificado. Os objetivos classificados na Taxonomia são afirmações contendo um verbo e um substantivo, onde o verbo descreve o processo cognitivo pretendido e o substantivo descreve o conhecimento que se espera que os alunos adquiram ou construam.

Originalmente, a estrutura da TB se limitava aos pilares da instrução que são os objetivos cognitivos. Concebida para auxiliar os professores a entender os objetivos e organizá-los para que fossem claramente entendidos e facilmente implementados, a Taxonomia também poderia ajudá-los a planejar e fornecer instruções apropriadas, projetar tarefas e estratégias de avaliação válidas e garantir que a instrução e a avaliação estivessem alinhadas com esses objetivos.

A estrutura da TB original forneceu definições desenvolvidas para cada uma das categorias do domínio cognitivo – Conhecimento, Compreensão, Aplicação, Análise, Síntese e Avaliação. Estas categorias estavam distribuídas em uma única dimensão e ordenadas do simples ao complexo e do concreto ao abstrato. Com exceção da categoria Aplicação, todas as demais categorias foram divididas em subcategorias. A categoria Conhecimento, além do aspecto verbal, especificava também o aspecto do substantivo em extensas subcategorias. A Taxonomia original representava uma hierarquia cumulativa na qual o domínio de cada categoria mais simples era pré-requisito para o domínio da próxima mais complexa (KRATHWOHL, 2002).

O aspecto verbal incluído na definição dada à categoria Conhecimento em que se esperava que o aluno fosse capaz de recordar ou reconhecer o conhecimento trouxe unidimensionalidade à estrutura da Taxonomia ao custo de uma categoria de Conhecimento que era de natureza dual e, portanto, diferente das outras categorias taxonômicas. Assim,

sustentada por novos conhecimentos sobre o aprendizado dos alunos e como os professores planejam, ensinam e avaliam seus alunos surgiu a necessidade de revisão da Taxonomia original (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001).

A TBR (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001) aprimorou o modelo de classificação ao introduzir uma segunda dimensão que, segundo Krathwohl (2002), permitiu que os aspectos dos verbos e dos substantivos formassem dimensões separadas, com o substantivo fornecendo a base para a Dimensão do Conhecimento (DC) e o verbo para a Dimensão do Processo Cognitivo (DPC). Com esta modificação, a DPC teve o número original de categorias mantido (com algumas mudanças de nomes e ordem) bem como o aspecto do verbo da categoria Conhecimento original. Estas modificações resultaram na DC composta pelas categorias **Factual**, **Conceitual**, **Procedural** e **Metacognitivo** e na DPC composta pelas categorias **Lembrar**, **Compreender**, **Aplicar**, **Analisar**, **Avaliar** e **Criar**.

Na TB original as categorias eram ordenadas do simples ao complexo e do concreto ao abstrato e o domínio de cada categoria mais simples era um pré-requisito para o domínio da próxima categoria mais complexa. Na revisão, esse requisito foi relaxado para permitir que as categorias se sobreponham (KRATHWOHL, 2002) pois os estilos de aprendizagem possibilitam que os alunos aprendam melhor num estágio mais elevado e depois sejam capazes de entender os anteriores (FERRAZ; BELHOT, 2010).

As categorias da DC estabelecem quatro tipos gerais de conhecimento (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001) que representam:

1. **Factual**: os elementos básicos que os alunos devem conhecer para conhecer uma disciplina ou resolver problemas nela;

2. **Conceitual**: as inter-relações entre os elementos básicos dentro de uma estrutura que permite que eles funcionem juntos;

3. **Procedimental**: como fazer algo, métodos de investigação e critérios para usar habilidades, algoritmos, técnicas e métodos;

4. **Metacognitivo**: o conhecimento da cognição em geral, bem como consciência e conhecimento da própria cognição.

Essas categorias são assumidas ao longo de um contínuo do concreto (Factual) ao abstrato (Metacognitivo). As categorias Conceitual e Procedimental se sobrepõem em termos de abstração, com alguns conhecimentos procedimentais sendo mais concretos do que o conhecimento conceitual mais abstrato.

Na DPC, as categorias surgiram a partir da classificação dos 19 processos cognitivos do aluno contidos nos objetivos educacionais. Os processos cognitivos associados a cada categoria são definidos por verbos no gerúndio e estabelecem a amplitude e a profundidade de cada uma delas. As categorias se diferenciam em termos de complexidade, sendo que

Lembrar é menos complexo que *Compreender*, que, por sua vez é menos complexo que *Aplicar*, e assim consecutivamente. Como a TBR enfatiza o uso pelo professor, a exigência de uma hierarquia rígida foi suavizada para que as categorias possam se sobrepor. As principais categorias da DPC, bem como seus verbos associados, são apresentadas por Krathwohl (2002), Ferraz e Belhot (2010):

1. **Lembrar**: recuperar conhecimento relevante da memória de longo prazo. Relacionado a reconhecer e reproduzir ideias e conteúdos (*Reconhecendo, Recuperando*);

2. **Compreender**: determinar o significado das mensagens de instrução, incluindo comunicação oral, escrita e gráfica. Relacionado a estabelecer uma conexão entre o novo e o conhecimento previamente adquirido (*Interpretando, Exemplificando, Classificando, Resumindo, Inferindo, Comparando, Explicando*);

3. **Aplicar**: realizar ou usar um procedimento em uma determinada situação e pode também abordar a aplicação de um conhecimento numa situação nova (*Executando, Implementando*);

4. **Analisar**: quebrar o material em suas partes constituintes e detectar como elas se relacionam umas com as outras e com uma estrutura ou propósito geral (*Diferenciando, Organizando, Atribuindo*);

5. **Avaliar**: fazer julgamentos com base em critérios e padrões (*Checando, Criticando*);

6. **Criar**: juntar elementos para formar um todo novo e coerente ou fazer um produto original (*Generalizando, Planejando, Produzindo*);

Tabela da Taxonomia

Em contraste com a dimensão única da Taxonomia Original, o inter-relacionamento das dimensões DPC e DC dão um aspecto bidimensional à estrutura da Taxonomia Revisada. Nesta estrutura, qualquer objetivo poder ser representado em duas dimensões, o que possibilitou a representação desta estrutura por meio de uma tabela muito útil que é referida como **Tabela da Taxonomia**.

Na Tabela, o eixo horizontal é constituído por 6 colunas que são representadas pelas categorias da Dimensão do Processo Cognitivo (*Lembrar*, *Compreender*, *Aplicar*, *Analisar*, *Avaliar* e *Criar*). A Dimensão do Conhecimento forma o eixo vertical da Tabela, composto por quatro linhas que são representadas pelas categorias *Factual*, *Conceitual*, *Procedimental* e *Metacognitivo*. Uma representação da Tabela da Taxonomia pode ser observada na Figura 1.

Desta forma, qualquer objetivo educacional que tenha ênfase cognitiva pode ser classificado em uma ou mais células da tabela que correspondam à interseção das colunas

Figura 1 – Tabela da Taxonomia

Simples / Concreto → Complexo / Abstrato

Concreto ↓ Abstrato

	DIMENSÃO DO PROCESSO COGNITIVO					
DIMENSÃO DO CONHECIMENTO	1. Lembrar	2. Compreender	3. Aplicar	4. Analisar	5. Avaliar	6. Criar
A. Factual						
B. Conceitual						
C. Procedural						
D. Metacognitivo						

apropriadas para categorizar os verbos e as linhas apropriadas para categorizar os substantivos. Ao analisar a distribuição dos objetivos educacionais de uma unidade ou curso pela Tabela da Taxonomia é possível ter uma indicação da extensão de que tipos mais complexos de conhecimento e processos cognitivos estão envolvidos.

De acordo com Krathwohl (2002), a Tabela da Taxonomia também pode ser usada para classificar as atividades de ensino e aprendizagem utilizadas para atingir os objetivos, bem como as avaliações utilizadas para determinar o quão bem os objetivos foram dominados pelos alunos. Para Anderson e Krathwohl (2001), diferentes tipos de objetivos requerem diferentes abordagens de ensino, ou seja, atividades de aprendizagem, materiais curriculares e papéis de professor e aluno.

Para exemplificar o uso da Tabela da Taxonomia na classificação de objetivos educacionais e das atividades instrucionais relacionadas, pode-se tomar o exemplo apresentado em Anderson e Krathwohl (2001). Nele é proposta a seguinte declaração de objetivo: *"Os alunos devem aprender a usar as leis da eletricidade e do magnetismo para resolver problemas"*. Para que este objetivo seja incluído na Tabela da Taxonomia, a declaração deve ser examinada em busca de identificar o verbo e o substantivo relacionados. O verbo *usar* está relacionado a *Implementar* que por sua vez está associado à categoria *Aplicar*. Com relação ao substantivo, as *leis* são princípios ou generalizações, e o conhecimento de princípios e generalizações é o conhecimento *Conceitual*. Desta forma, este objetivo deve ser posicionado na célula B3 correspondente à interseção do conhecimento *Conceitual* e da categoria *Aplicar*.

Embora o objetivo possa ser classificado em uma célula, ao considerar diferentes atividades instrucionais que um professor pode utilizar, um panorama mais complexo e diferenciado pode ser observado. Por exemplo, em geral, se os alunos forem *implementar leis científicas*, eles podem: 1) determinar o tipo de problema que estão enfrentando; 2) selecionar uma lei que provavelmente resolverá esse tipo de problema; e 3) usar um procedimento em que a lei está inserida para resolver o problema.

A análise das descrições dessas atividades levam aos verbos das categorias *Compreen-*

der, *Analisar* e *Aplicar*, respectivamente. Como a *implementação* envolve tanto o conhecimento *conceitual* quanto o conhecimento *procedimental* essas atividades, por sua vez, podem ser posicionadas nas interseções dessas categorias. A distribuição do objetivo e das atividades na Tabela da Taxonomia está apresentada na Figura 2. Cabe destacar que outras atividades poderiam ser propostas para explorar diferentes tipos de conhecimento e processos cognitivos.

Figura 2 – Posicionamento de objetivos e atividades na Tabela da Taxonomia

Simples / Concreto → Complexo / Abstrato

	DIMENSÃO DO PROCESSO COGNITIVO					
DIMENSÃO DO CONHECIMENTO	1. **Lembrar**	2. **Compreender**	3. **Aplicar**	4. **Analisar**	5. **Avaliar**	6. **Criar**
A. **Factual**						
B. **Conceitual**		Atividade 1	Objetivo	Atividade 2		
C. **Procedural**			Atividade 3			
D. **Metacognitivo**						

Concreto ↓ Abstrato

O formato bidimensional da tabela deixa claro que as categorias de processos mais complexos podem ser ensinadas diretamente para alcançar objetivos de ordem superior ou podem ser usadas pelos professores como atividades para ajudar os alunos a aprender objetivos que envolvem categorias de processos menos complexos (ANDERSON; KRATHWOHL, 2001). Neste sentido, de acordo com Ferraz e Belhot (2010), a tabela tem como objetivo estruturar melhor os objetivos educacionais, ao mesmo tempo em que ajuda os educadores a preparar o planejamento e selecionar estratégias e tecnologias educacionais adequadas.

2.2.3 Taxonomia de Bloom Digital

A TBD (CHURCHES, 2010) é uma atualização da TBR para explicar os novos comportamentos, ações e oportunidades de aprendizado que surgem à medida que a tecnologia avança e se torna mais onipresente. Ela foi desenvolvida para suprir a lacuna deixada pela TBR ao não considerar os novos objetivos, processos e ações associadas à emergência e integração das TICs na sala de aula e seu impacto na vida dos alunos.

A partir dos termos-chave associados a cada uma das categorias da DPC, Churches (2010) definiu verbos digitais que orientam a escolha de atividades digitais que podem ser utilizadas nos objetivos educacionais relacionados a esses níveis cognitivos, além de apresentar uma lista de atividades digitais.

Optou-se por utilizar este framework neste trabalho, uma vez que ele permite personalizar as recomendações usando atividades digitais a partir da sequência de ações pedagógicas.

2.2.4 Mapeamento RASI x TBR

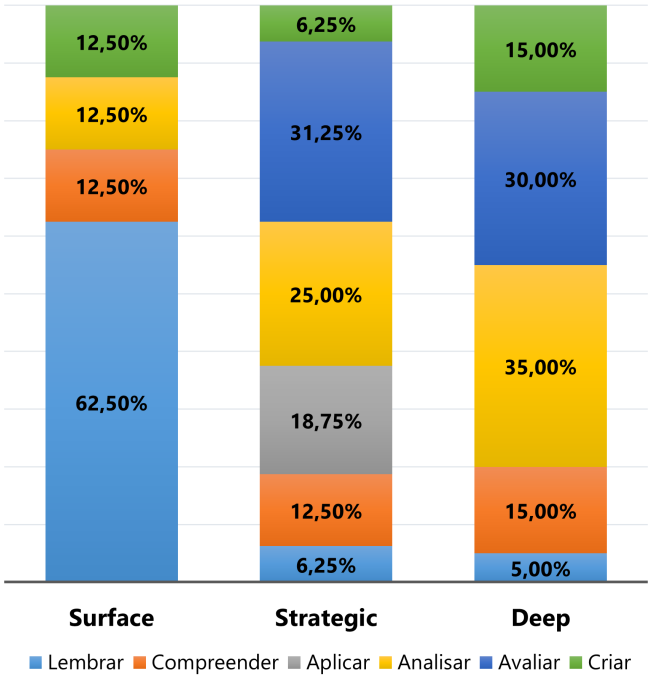
Como na TBR e no RASI o progresso cognitivo evolui do concreto para o abstrato, uma associação entre essas duas teorias torna-se possível. Devido a esta característica, Costa e Fernandes (2021) estabeleceram uma relação entre as ações pedagógicas definidas segundo a hierarquia da TBR e as abordagens de estudo definidas no RASI.

Tabela 1 – Relação numérica do mapeamento

Categoria	Surface	Strategic	Deep
Lembrar	0,6250	0,0625	0,0500
Compreender	0,1250	0,1250	0,1500
Aplicar	0,0000	0,1875	0,0000
Analisar	0,1250	0,2500	0,3500
Avaliar	0,0000	0,3125	0,3000
Criar	0,1250	0,0625	0,1500

A partir da análise do inventário, os autores classificaram os 52 itens do questionário nas categorias da DPC da TBR. Este mapeamento permitiu estabelecer uma correspondência numéria entre as categorias da DPC e as abordagens do RASI, conforme demonstrado na Tabela 1. Os resultados do mapeamento, que apresentam a composição de cada abordagem do RASI, podem ser visualizados na Figura 3.

Figura 3 – Mapeamento RASI x TBR. Adaptado de Costa e Fernandes (2021).



Este mapeamento, segundo o estabelecido, possibilita quantificar a relevância de uma sequência de ações estruturadas pela TBR em comparação com o perfil de estudante

definido pelo RASI. Sendo assim, o RASI foi escolhido como modelo de estudante para permitir a customização de ações pedagógicas de acordo com a TBR.

2.3 Problemas de otimização

O problema de sequenciamento adaptativo, como apresentado na seção 2.1, pode ser formalizado como um problema de otimização combinatória, onde o objetivo é maximizar a adequação da sequência ao perfil do estudante, respeitando restrições pedagógicas. Para isso, é fundamental compreender os conceitos básicos de otimização, que serão abordados a seguir.

Otimização geralmente refere-se a um processo de ajuste de um sistema para obter a melhor resultado possível no qual um problema pode ser dado em termos de minimizar o erro ou maximizar a qualidade de uma solução (KENNEDY; EBERHART; SHI, 2001). Cada problema de otimização consiste basicamente de *i)* uma ou mais funções objetivo que representam a quantidade ou critérios a serem otimizados (minimizados ou maximizados) e estão diretamente relacionados ao problema a ser resolvido; *ii)* um conjunto de variáveis que influenciam o valor da função objetivo e afetam a avaliação das soluções candidatas e *iii)* um conjunto de restrições que delimitam os valores que podem ser atribuídos às variáveis (ENGELBRECHT, 2006).

Os algoritmos de otimização são métodos de busca que têm como objetivo encontrar uma solução para um problema de otimização, transformando iterativamente uma solução candidata atual em uma nova solução, com a expectativa de que esta seja melhor. Eles atribuem valores às variáveis, dentro do domínio permitido, para que a função objetivo seja otimizada e todas as restrições sejam satisfeitas. A solução para o problema pode envolver questões complexas, como a combinação de diferentes tipos de dados, área de busca limitada por restrições não lineares, espaço de busca complicado com muitas soluções candidatas, problema com características que podem mudar ao longo do tempo e objetivos de otimização conflitantes entre si (ENGELBRECHT, 2006).

Diferentes métodos de otimização são utilizados dependendo de características dos problemas a serem resolvidos, como *i)* o número de variáveis que afetam a função objetivo (univariado ou multivariado); *ii)* o tipo das variáveis (contínua ou discreta); *iii)* o grau de não linearidade da função objetivo (linear ou não linear); *iv)* as restrições utilizadas (irrestritos ou restritos); *v)* o número de ótimos (unimodal ou multimodal) e *vi)* o número de critérios de otimização (uni-objetivo ou multi-objetivo) (ENGELBRECHT, 2007).

Os métodos de otimização que exploram o espaço de busca em torno da solução atual para produzir uma nova solução são classificados como algoritmos de busca local, enquanto os que exploram todo o espaço de busca são classificados como algoritmos de busca global. Os métodos que utilizam elementos aleatórios para transformar uma solução candidata em uma nova solução são chamados de estocásticos, enquanto métodos determinísticos

não usam esses elementos.

2.3.1 Meta-heurísticas

A avaliação de todos os valores possíveis das variáveis de escolha em problemas de otimização combinatória se mostra inviável para problemas de grandes dimensões, uma vez que o número de alternativas aumenta exponencialmente com o número de variáveis de decisão.

Neste sentido, heurísticas são procedimentos que podem encontrar boas soluções para problemas de otimização, contudo, sem a garantia de que a solução é a melhor possível em relação ao ótimo ideal. As meta-heurísticas são heurísticas baseadas em conceitos genéricos (como *vizinhança* e *trajetória* de pontos no espaço de soluções) que podem ser aplicados a muitos problemas combinatórios e representam alternativas de solução para problemas de otimização intratáveis, permitindo a criação de algoritmos eficientes com características de busca local e global como os baseados em paradigmas da Computação Evolutiva (GASPAR-CUNHA; TAKAHASHI; ANTUNES, 2012).

2.3.2 Particle Swarm Optimization

O PSO é um método eficiente de otimização estocástica que se baseia em um modelo de influência e aprendizado social derivado do comportamento social emergente dos indivíduos de um enxame com origem em disciplinas como vida artificial, computação evolutiva e teoria de enxames. Os indivíduos em um enxame se comportam de forma a imitar o sucesso de seus vizinhos e, desta interação, emerge um comportamento coletivo complexo, sem qualquer sistema de controle coordenado, capaz de encontrar regiões ótimas em um espaço de busca de alta dimensão (ENGELBRECHT, 2006).

No PSO, os indivíduos são representados por partículas que "voam" por um espaço de busca multidimensional onde a posição de cada partícula é uma solução potencial para o problema de otimização, representada por um vetor d-dimensional, onde cada dimensão é um componente da solução. A posição de cada partícula é ajustada durante o "voo" em direção a uma posição ótima (solução ótima) pela influência de sua própria experiência (componente cognitivo) e pela experiência de sua vizinhança no enxame (componente social). Esses componentes permitem que as partículas se movam em direção a uma solução ótima enquanto exploram o espaço em torno da melhor solução encontrada até o momento.

O algoritmo PSO foi originalmente proposto por Kennedy e Eberhart (1995) como uma abordagem robusta para a otimização de problemas caracterizados por não linearidade e não diferenciabilidade, múltiplos ótimos e alta dimensionalidade e, de acordo com Kennedy, Eberhart e Shi (2001), é altamente resistente a ficar preso em ótimos locais.

Desde a proposta básica do PSO, muitas melhorias foram introduzidas visando melhorar sua convergência e aumentar a diversidade do enxame (ENGELBRECHT, 2006).

Durante o processo de otimização, o PSO mantém um enxame de partículas e atualiza suas posições iterativamente adicionando uma nova velocidade (v_i^{t+1}) à posição atual (x_i^t) de cada partícula i. A atualização da posição x_i da partícula i no espaço de busca no tempo $t+1$ depende do cálculo da velocidade como apresentada pela Eq. 1.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \tag{1}$$

O processo de otimização é conduzido pelo vetor de velocidade que reflete o conhecimento experiencial da partícula e as informações trocadas com partículas vizinhas sobre áreas promissoras no espaço de busca. A atualização da velocidade da partícula (v_i) consiste na soma de três componentes principais e é calculada, para cada dimensão d, conforme a Eq. 2:

$$v_{id}^{t+1} = wv_{id}^t + c_1 r_{1d}^t [p_{id}^t - x_{id}^t] + c_2 r_{2d}^t [g_{id}^t - x_{id}^t] \tag{2}$$

A **velocidade anterior** (v_i^t) representa a memória da direção anterior da partícula e impede que ela mude drasticamente sua direção. O **componente cognitivo** ($c_1 r_{1d}^t [p_{id}^t - x_{id}^t]$) quantifica o desempenho da partícula em relação ao seu desempenho anterior, atraindo-a de volta à sua melhor posição individual (p_i) encontrada desde a primeira etapa de busca. O **componente social** quantifica o desempenho da partícula em relação às demais partículas do enxame e pode refletir as informações obtidas por todas as partículas do enxame (*Global Best PSO*) ou por pequenas vizinhanças definidas para cada partícula (*Local Best PSO*), resultando em cada partícula sendo também atraída para a melhor posição global/local (g_{id}) encontrada até então para o respectivo agrupamento de partículas.

Ao calcular a nova velocidade, a velocidade anterior é ponderada pela constante de inércia w, que determina o quanto a velocidade anterior afeta a nova velocidade. Os componentes cognitivo e social são ponderados pelos coeficientes positivos de aceleração c_1 e c_2 e pelos valores aleatórios r_1 e r_2, respectivamente. Os valores de r_1 e r_2 controlam a influência estocástica de cada componente na velocidade final das partículas e são obtidos, para cada passo de tempo, a partir de uma distribuição uniforme $\in$ [0,1].

Como problemas de otimização com domínios de valores contínuos podem ser facilmente convertidos em domínios binários (ENGELBRECHT, 2006), uma versão discreta do algoritmo PSO foi desenvolvida por Kennedy e Eberhart (1997) para ser aplicado a problemas com espaços de busca binários.

O PSO Binário é um modelo de decisão binário calculado em função de fatores sociais e individuais (KENNEDY; EBERHART; SHI, 2001). Neste algoritmo, as partículas representam posições no espaço binário, onde cada elemento (bit) do vetor de posições pode assumir os valores 0 ou 1 (ENGELBRECHT, 2006). A alteração de posição da partícula

é determinada pela mutação nos valores dos bits em seu vetor de posições. A velocidade da partícula é a quantidade de bits alterados a cada iteração, ou seja, a distância de Hamming entre a posição nos tempos t e $t+1$, variando entre 0 (quando não se move) e a número de bits do vetor (velocidade máxima).

A nova velocidade de um único bit da partícula (v_{id}^{t+1}) é interpretada como a probabilidade dele estar em um ou em outro estado ($\in \{0,1\}$) e é influenciada pela velocidade anterior v_{id}^{t} que mede a predisposição (ou probabilidade atual) para que o próximo valor do bit seja 1. Nessa perspectiva, uma velocidade próxima a 1 indica uma grande probabilidade do valor do bit ser 1, enquanto uma velocidade próxima de 0 mostra que há uma boa chance do valor do bit ser 0.

Para ser considerada uma probabilidade, a velocidade real (com valor contínuo) do bit deve ser normalizada para que esteja compreendida no intervalo $[0,1]$, o que é alcançado pela função Sigmoide (Equação 3). Dessa forma, a velocidade normalizada $sig(v_{id}^{t+1})$ indica a probabilidade do d-ésimo bit do vetor de posição ser 1.

$$sig(v_{id}^{t+1}) = \frac{1}{1+e^{-v_{id}^{t}}} \tag{3}$$

A posição x_{id}^{t+1} da partícula é modificada de maneira estocástica ao comparar, a cada iteração, o resultado de $sig(v_{id}^{t+1})$ com um número ρ_d obtido aleatoriamente de uma distribuição uniforme $\in$ [0,1], de acordo com os casos apresentados na Equação 4. Devido a ρ_d, a nova posição do bit pode ser alterada mesmo que sua velocidade não mude.

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \text{se } \rho_d < sig(v_{id}^{t+1}) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{4}$$

Em relação ao PSO para domínios contínuos, apenas a posição da partícula é calculada de forma diferente. O vetor de velocidades permanece com valores contínuos, sendo a normalização utilizada apenas para a tomada de decisão sobre a nova posição do bit.

2.3.3 Trabalhos relacionados

Meta-heurísticas baseadas em Computação Evolutiva (CE) têm sido utilizadas para lidar com o sequenciamento pedagógico por ser um problema difícil (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011), principalmente quando considera algumas características do aluno para propor um sequenciamento adaptativo. Nesse sentido, Al-Muhaideb e Menai (2011) fornecem uma visão geral das abordagens de CE — como *Ant Colony Optimization* (ACO), Algoritmo Genético (AG), Algoritmo Memético Paralelo e PSO — para resolver o problema de Sequenciamento de Curricular.

Diversos estudos têm utilizado meta-heurísticas baseadas em Computação Evolutiva (CE) para o problema de sequenciamento pedagógico, dada a sua complexidade e a necessidade de adaptação ao perfil do estudante (AL-MUHAIDEB; MENAI, 2011). Essas

abordagens variam em termos de objetivos de otimização, estratégias de implementação do PSO, tipos de avaliação e foco na recomendação de atividades ou materiais, aspectos que são diretamente relevantes para a proposta deste trabalho.

De-Marcos et al. (2009) propuseram um processo de sequenciamento automático de objetos de aprendizagem na criação de conteúdo de e-learning. O problema de sequenciamento foi transformado em um problema de satisfação de restrições, e dois agentes de otimização foram projetados, desenvolvidos e testados: um PSO discreto e um AG. Embora o trabalho não utilize modelos cognitivos explícitos para personalização, ele demonstra a eficácia do PSO discreto para o problema de sequenciamento, mostrando que ambos os algoritmos testados — PSO e AG — podem resolver o problema, com a implementação do PSO superando o AG. Essa evidência fundamenta a escolha do PSO nesta pesquisa, que o estende ao incorporar o perfil cognitivo do estudante.

Em Chu, Chang e Tsai (2011), PC^2 PSO foi proposto para selecionar materiais de e-learning apropriados para alunos individuais em um e-curso personalizado. Nesta abordagem, foi utilizado um PSO multiobjetivo binário, considerando quatro fatores diferentes como objetivos de otimização: o conceito de aprendizagem abordado, o nível de dificuldade dos materiais de e-learning, o tempo total de aprendizagem necessário e o equilíbrio entre os pesos dos conceitos de aprendizagem. A avaliação foi realizada com dados reais de cursos online. Essa abordagem multiobjetivo e o uso do PSO binário inspiram a modelagem multiobjetivo e a representação discreta adotadas neste trabalho.

Tabela 2 – Resumo de pesquisas utilizando meta-heurísticas no problema de sequenciamento

Trabalho	**Meta-heurísticas**	**Modelo do Aluno**	**Teorias Pedagógicas**
(DE-MARCOS et al., 2009)	PSO Discreto, AG	Competências	-
(CHU; CHANG; TSAI, 2011)	PSO Binário	Nível de habilidade, metas de aprendizado esperadas, tempo de aprendizado esperado de um curso online	-
(SMAILI et al., 2020)	PSO	Objetivos, preferências, nível de conhecimento, estilos de aprendizagem e motivações acadêmicas	-
(SUBIYANTORO; ASHARI; SUPRAPTO, 2021)	PSO Híbrido (Binário e Discreto)	Aulas cognitivas baseadas na TB	TB
(MARTINS et al., 2021)	AG, PSO Binário, Algoritmo Prey Predator, Evolução Diferencial	Conhecimento prévio, disponibilidade de tempo, preferências de aprendizagem com base no ILS	Estilo de aprendizagem e conhecimento prévio (ILS), modelo de estilo de aprendizagem de Felder e Silverman (FSLSM)

Smaili et al. (2020) apresentaram uma solução para adaptar dinamicamente o conteúdo oferecido em cursos a distância com base no perfil dos alunos gerados a partir de dados pessoais coletados em ambientes virtuais de aprendizagem, fóruns e redes sociais. A partir

da identificação dos perfis, uma abordagem baseada em PSO single objetivo foi utilizada para selecionar as atividades e recomendá-las na ordem a ser seguida no curso. Embora o artigo não detalhe experimentos com dados reais, a abordagem reforça a importância da personalização baseada em perfis, aspecto incorporado na modelagem do perfil do estudante via RASI nesta pesquisa.

A pesquisa realizada por Subiyantoro, Ashari e Suprapto (2021) propôs um modelo para recomendação de caminhos de aprendizagem baseado na classificação da DPC da TBR e uma ontologia de objetos de aprendizagem. Para determinar o caminho de aprendizagem mais adequado às habilidades cognitivas do aluno, foi utilizado o método PSO Híbrido, que consiste em um PSO Binário para representar as classes cognitivas e um PSO Discreto para representar os objetos de aprendizagem de uma ontologia. Essa integração da TBR com o PSO híbrido é diretamente relacionada à proposta deste trabalho, que também utiliza a TBR para guiar o sequenciamento adaptativo.

Martins et al. (2021) apresentaram um procedimento para geração de conjuntos de dados sintéticos para avaliar abordagens utilizadas no problema de *Adaptive Curriculum Sequencing* (ACS). Os conjuntos de dados gerados foram utilizados para investigar a contribuição de quatro técnicas meta-heurísticas: AG, PSO, Prey Predator Algorithm e uma técnica proposta baseada em Evolução Diferencial. A abordagem de sequenciamento individual foi modelada como um problema multiobjetivo usando informações dos alunos, os materiais de aprendizagem (dificuldade, conteúdo e estilo) e o curso (conceitos-alvo). Neste trabalho foram utilizados conjuntos de dados sintéticos gerados a partir de características extraídas de um conjunto real para avaliar as abordagens propostas. Os resultados mostram que o algoritmo Evolução Diferencial apresentou desempenho superior aos demais métodos - quando o número de materiais de aprendizagem é inferior a 500 - e que o PSO obteve melhores resultados para problemas de maior escala.

Dessa forma, a fundamentação teórica apresentada estabelece as bases conceituais e metodológicas para o desenvolvimento deste trabalho, integrando abordagens pedagógicas consolidadas, como o Inventário de Abordagens de Estudo Revisado (RASI) e a Taxonomia de Bloom Revisada, com técnicas avançadas de otimização, especialmente meta-heurísticas baseadas em PSO. A Tabela 2 apresenta uma visão geral desses estudos que tratam o problema de sequenciamento pedagógico utilizando meta-heurísticas, evidenciando a diversidade de abordagens e modelos de estudante adotados. Essa integração possibilita a modelagem do perfil cognitivo do estudante e a personalização do sequenciamento pedagógico, visando a construção de caminhos e/ou sequências de aprendizagem adaptativas e eficazes. Nos capítulos seguintes, serão detalhados os métodos e experimentos que combinam esses elementos para aprimorar a recomendação de ações pedagógicas em AVAs.

Capítulo 3

Abordagem de Sequenciamento

Este trabalho visa realizar o sequenciamento de ações pedagógicas personalizadas e individualizadas adequadas ao perfil do aluno, de modo que viabilize a recomendação pedagógica em AVAs, utilizando atividades digitais que podem ser realizadas nesses ambientes.

Como estratégia de ensino, a estrutura bidimensional provida pela Tabela da TBR (conforme discutido na Seção 2.2.2) foi adotada para orientar o planejamento da sequência pedagógica. Nesse contexto, as ações pedagógicas representam objetivos educacionais que podem ser classificados de acordo com esta estrutura e podem ter atividades digitais atribuídas conforme o mapeamento apresentado na Seção 2.2.4.

Para distribuí-las na Tabela da TBR, as ações pedagógicas foram designadas de $A1$ a $A24$ e atribuídas às células conforme os níveis de complexidade dos processos cognitivos da DPC e com os tipos de conhecimento da DC, iniciando-se pelos mais simples e concretos e progredindo para os mais complexos e abstratos. Para exemplificar, as ações de $A1$ até $A4$ foram distribuídas na categoria *Lembrar* da DPC segundo a ordem de complexidade das categorias da DC. A mesma lógica se aplicou para as demais categorias da DPC, como mostrado na tabela da Figura 4.

Figura 4 – Distribuição das ações pedagógicas na Tabela da TBR

Simples / Concreto → Complexo / Abstrato

Concreto ↓ Abstrato

	DIMENSÃO DO PROCESSO COGNITIVO					
DIMENSÃO DO CONHECIMENTO	1. **Lembrar**	2. **Compreender**	3. **Aplicar**	4. **Analisar**	5. **Avaliar**	6. **Criar**
A. **Factual**	A1	A5	A9	A13	A17	A21
B. **Conceitual**	A2	A6	A10	A14	A18	A22
C. **Procedural**	A3	A7	A11	A15	A19	A23
D. **Metacognitivo**	A4	A8	A12	A16	A20	A24

Um dos requisitos fundamentais para se considerar no planejamento das ações peda-

gógicas é o perfil do aluno. O perfil é identificado pelo questionário *RASI* apresentado na Seção 2.2.1, que classifica o aluno nas abordagens Surface (*Superficial*), Strategic (*Estratégica*) e Deep (*Profunda*). Após responder ao questionário, um índice é atribuído ao aluno – denominado *Índice RASI* – composto por 3 dimensões que mostram a influência de cada abordagem nas suas preferências de estudo e que pode ser representado por meio de um vetor na forma $[SU; ST; DE]$ – indicando, respectivamente, os valores dos perfis *Surface*, *Strategic* ou *Deep*.

O mapeamento entre a TBR e o RASI apresentado na Seção 2.2.4 é a base do sequenciamento pedagógico e possibilita o sequenciamento automático das ações pedagógicas de forma independente do currículo, considerando o processo de aprendizagem estabelecido pela TBR. Com este mapeamento, também é possível estabelecer o *Índice RASI* para sequências de ações candidatas, permitindo assim compará-las ao perfil do aluno.

Ao utilizar as duas dimensões da TBR como estratégia pedagógica, o processo de ensino apresentado em uma sequência pode conter até 24 ações pedagógicas. Dado que cada ação pode estar presente ou ausente na sequência, as combinações possíveis de ações que podem formar uma sequência única representam 2^{24} possibilidades de sequenciamento, o que torna este processo difícil de ser verificado manualmente com o perfil do aluno.

Dessa forma, temos um problema de otimização combinatória de 24 dimensões em que os valores das ações pedagógicas devem variar entre *ausente* e *presente* para melhor adequar a sequência pedagógica ao perfil cognitivo do aluno. Aqui, apresentamos o problema como uma otimização multiobjetivo, tendo em vista que o objetivo é recomendar uma sequência de ações pedagógicas que leve em conta tanto a qualidade da sequência quanto o seu tamanho. Como mencionado, meta-heurísticas como o PSO são adequadas para resolver este tipo de problema.

3.1 Sequenciamento utilizando PSO

Como é possível ver nas características das funções objetivo descritas na Seção 3.1.3, o problema de sequenciamento de ações pedagógicas é multimodal, ou seja, pode existir mais de uma solução que atenda aos critérios de qualidade estabelecidos para que uma sequência seja adequada para um aluno.

Sendo assim, foi desenvolvido um algoritmo baseado no *Local Best PSO*, variação do PSO que utiliza uma rede social em *anel* onde a troca de informações do componente social é feita com um grupo pequeno de vizinhos da partícula (em vez de todo o enxame). Essa abordagem é mais eficiente para encontrar soluções de boa qualidade em problemas multimodais uma vez que promove maior disseminação de informações no enxame e uma maior cobertura do espaço de buscas, fazendo com que a busca seja menos suscetível a ficar presa em ótimos locais. Todo o algoritmo foi implementado em Python puro, sem o uso de bibliotecas especializadas em PSO, o que permitiu um refinamento detalhado de

cada componente do método.

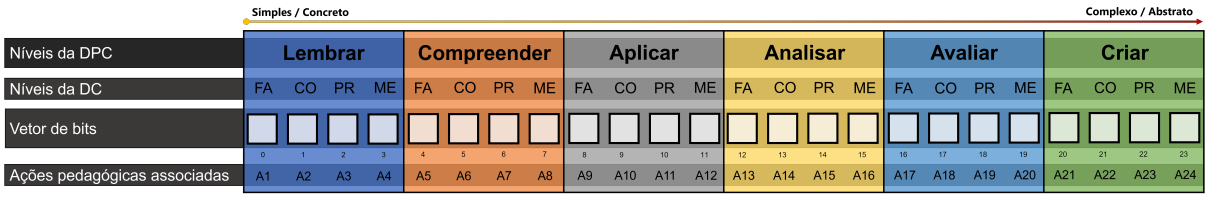
A atualização das melhores posições das partículas é realizada de forma *assíncrona*, ou seja, o cálculo é executado logo após a atualização das posições das partículas. Isso permite um retorno imediato sobre as melhores posições no espaço de buscas, sem a necessidade de aguardar o final da iteração. Esta abordagem é mais benéfica para enxames fracamente conectados, como na estrutura de vizinhança do *Local Best PSO*.

Portanto, o algoritmo desenvolvido é um *Local Best PSO* com adaptações para a otimização de problemas multimodais que aperfeiçoam a rapidez de convergência e asseguram a qualidade das soluções alcançadas, como a *atualização assíncrona* e o *aperto de velocidade*.

3.1.1 Representação da partícula

No algoritmo, a partícula é representada por um vetor de tamanho 24 em que cada posição está associada a uma das ações pedagógicas demonstradas na tabela da Figura 4. Quando o bit de uma posição está definido com o valor 1, a ação pedagógica correspondente àquela posição está *presente* na sequência, enquanto uma posição com o bit definido como 0 indica que aquela ação pedagógica está *ausente* e não integra a sequência.

Figura 5 – Representação do vetor da partícula



A Figura 4 mostra a representação de uma partícula onde é possível verificar como as ações pedagógicas estão associadas a cada posição do vetor. Há 4 posições do vetor para cada uma das categorias da DPC, sendo que cada uma dessas posições representa uma das categorias da DC. As ações foram alocadas às posições do vetor conforme a ordem de complexidade das categorias como estabelecido na TBR.

3.1.2 Atualização da velocidade

O cálculo da velocidade da partícula é semelhante ao apresentado na Equação 2, com a diferença de que não há ponderação da velocidade anterior. O número aleatório ρ na atualização da posição da partícula (Equação 4) e o controle adequado do aperto de velocidade permitem alcançar os objetivos de evitar flutuações excessivas na velocidade e na direção da busca e promover a exploração inicial do espaço de buscas, de forma que a constante w não é necessária. Portanto, a atualização da velocidade é calculada de acordo com a Equação 5.

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^{t} + c_1 r_{1d}^{t}[p_{id}^{t} - x_{id}^{t}] + c_2 r_{2d}^{t}[g_{id}^{t} - x_{id}^{t}] \tag{5}$$

Devido à normalização do valor da velocidade, o parâmetro $V_{max} = \pm 4$ foi definido para limitar a velocidade da partícula ao intervalo $[-4, 4]$ e garantir que sempre haja a possibilidade de um bit mudar de estado. O valor do parâmetro se justifica pelo comportamento da função Sigmoide, em que o valor 4 resulta em $0,98$ – com maior probabilidade do valor do bit ser alterado para 1 – e em que o valor -4 resulta em $0,12$ – com maior probabilidade do valor do bit ser alterado para 0.

O controle da fixação de velocidade impede a aceleração descontrolada da partícula, balanceando a exploração/explotação do espaço de buscas no decorrer do processo de otimização. A estratégia adotada é o aumento gradativo do valor de V_{max} no decorrer das iterações, iniciando em 0 (o que proporciona maior chance de mudança nos valores dos bits) e progredindo proporcionalmente até ± 4 (o que resulta em pequenas chances de mudança).

3.1.3 Funções-objetivo

Encontrar uma sequência de ações pedagógicas apropriada para um aluno, como sugerido neste trabalho, requer encontrar uma sequência que seja compatível com o seu *Perfil RASI* e, ao mesmo tempo, contenha a quantidade de ações considerada ideal para seu perfil predominante. Para balancear esses dois critérios, o problema foi formulado como uma otimização multi-objetivo utilizando uma abordagem de agregação, onde uma função de aptidão é definida como a soma ponderada das funções-objetivo.

O processo de otimização do PSO é realizado para cada aluno, com o objetivo de minimizar o valor da função f, apresentada na Equação 6, onde S_{RASI} é o *Perfil RASI* do aluno e R_{RASI} e R_{size} são, respectivamente, o *Índice RASI* e o *tamanho* da sequência representada no vetor de posições de uma partícula P_i. As funções-objetivo F_1 e F_2 medem, respectivamente, a similaridade entre S_{RASI} e R_{RASI} e o quão adequado R_{size} está ao perfil predominante do aluno. Os pesos ω_i ponderam a contribuição de cada critério e, após simulações realizadas nos perfis RASI de 156 alunos participantes da Etapa 1 do experimento (Seção 4.1.3.1), foram ajustados para $\omega_1 = 0.7$ e $\omega_2 = (1 - \omega_1)$ como sendo os melhores valores para minimizar f.

$$f(S_{RASI}, R_{RASI}, R_{size}) = \omega_1 F_1(S_{RASI}, R_{RASI}) + \omega_2 F_2(S_{RASI}, R_{size}) \tag{6}$$

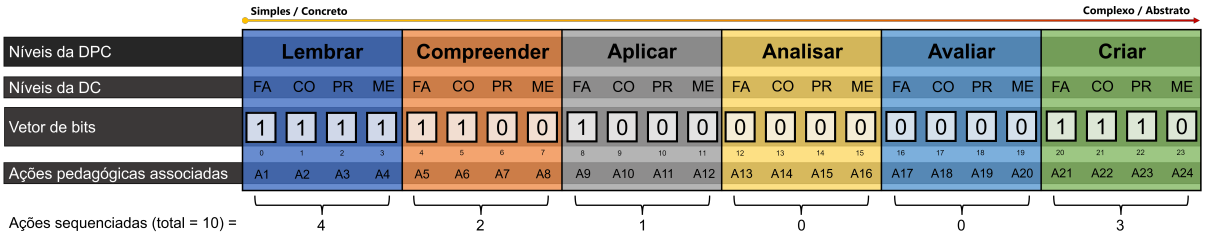
A função F_1 tem o objetivo de medir o quanto a sequência apresentada em P_i se aproxima do *Perfil RASI* do aluno (S_{RASI}). Para tanto, o *Índice RASI* da sequência (R_{RASI}) deve ser determinado a partir da significância de cada categoria da DPC na sequência pedagógica e é obtido pela ponderação da média de ações presentes na sequência

em cada categoria pela relevância da categoria para cada eixo RASI (*Surface*, *Strategic* e *Deep*), como definido no mapeamento TBR x RASI na Seção 2.2.4.

Formalmente, o valor de cada eixo e que compõe R_{RASI} é a soma dos produtos dos pesos de influência das categorias c da DPC no eixo RASI (Figura 3) pela soma dos bits definidos das posições do vetor correspondentes à categoria multiplicado por $\frac{1}{4}$, como demostrado na Equação 7. O índice $e \in \{\text{SU, ST, DE}\}$ indica cada dimensão do vetor de perfil RASI do estudante, correspondendo, respectivamente, aos eixos *Surface*, *Strategic* e *Deep*. O índice S_{RASI}, por sua vez, é obtido a partir das respostas do aluno ao questionário RASI.

$$R^{e}_{RASI} = \sum_{i=1}^{c} \left[peso_c(e) * \sum bits_c * \frac{1}{4} \right] \tag{7}$$

Figura 6 – Exemplo de uma partícula



A Figura 6 mostra uma partícula hipotética para demonstrar o cálculo do *Índice RASI* da sequência, onde o vetor [1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0] é uma solução candidata para o problema. O índice R_{RASI} desta sequência é $[0,7813; 0,2188; 0,2375]$, em que o valor de cada eixo é *Surface* $= 0,7813$, *Strategic* $= 0,2188$ e *Deep* $= 0,2375$. A Figura 7 ilustra o cálculo do *Índice RASI* desta sequência para cada eixo.

A similaridade entre o *Índice RASI* da sequência e o *Perfil RASI* do aluno é dada pela distância Euclidiana D entre S_{RASI} e R_{RASI}. Além da medida da distância, F_1 também considera a ordem de relevância dos eixos RASI nos índices da sequência e do perfil do aluno. Sendo assim, uma penalidade P é acrescentada a F_1 para cada vez que um eixo RASI é violado na comparação entre as ordens dos dois índices. Para cada eixo divergente, é adicionado um peso w_i de acordo com sua relevância: $w_1 = 3$ para o mais relevante, $w_2 = 2$ para o intermediário e $w_3 = 1$ para o menos relevante. Se não houver diferença na ordem de relevância em qualquer um dos eixos, $w_i = 0$. A penalidade final é determinada pela soma dos pesos w_i multiplicado por $\frac{1}{6}$ da distância Euclidiana sendo, no máximo, a distância Euclidiana. A penalidade é apresentada na Equação 8 e exemplos de comparação para atribuições dos pesos são mostrados na Figura 8.

$$P = \sum_{i=1}^{3} w_i * \frac{D}{6} \tag{8}$$

Figura 7 – Cálculo do *Índice RASI* da sequência

		CATEGORIAS DA DPC						
		1. Lembrar	2. Compreender	3. Aplicar	4. Analisar	5. Avaliar	6. Criar	TOTAL
Quantidade de ações sequenciadas		4	2	1	0	0	3	10
EIXOS RASI	*Surface*	$= 0{,}6250 * \frac{4}{4}$ $= \mathbf{0,6250}$	$= 0{,}1250 * \frac{2}{4}$ $= \mathbf{0,0625}$	$= 0{,}0000 * \frac{1}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}1250 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}0000 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}1250 * \frac{3}{4}$ $= \mathbf{0,0938}$	0,7813
	Strategic	$= 0{,}0625 * \frac{4}{4}$ $= \mathbf{0,0625}$	$= 0{,}1250 * \frac{2}{4}$ $= \mathbf{0,0625}$	$= 0{,}1875 * \frac{1}{4}$ $= \mathbf{0,0469}$	$= 0{,}2500 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}3125 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}0625 * \frac{3}{4}$ $= \mathbf{0,0469}$	0,2188
	Deep	$= 0{,}0500 * \frac{4}{4}$ $= \mathbf{0,0500}$	$= 0{,}1500 * \frac{2}{4}$ $= \mathbf{0,0750}$	$= 0{,}0000 * \frac{1}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}3500 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}3000 * \frac{0}{4}$ $= \mathbf{0,0000}$	$= 0{,}1500 * \frac{3}{4}$ $= \mathbf{0,1125}$	0,2375
Índice RASI da sequência = [0,7813; 0,2188; 0,2375]								

Figura 8 – Exemplos de atribuição dos pesos

	ORDEM DE RELEVÂNCIA			
	1	2	3	PESO TOTAL
ÍNDICE EXEMPLO	**SU**	**ST**	**DE**	
CASOS POSSÍVEIS	SU $w_1 = 0$	ST $w_2 = 0$	DE $w_3 = 0$	**0**
	SU $w_1 = 0$	DE $w_2 = 2$	ST $w_3 = 1$	**3**
	ST $w_1 = 3$	SU $w_2 = 2$	DE $w_3 = 0$	**5**
	ST $w_1 = 3$	DE $w_2 = 2$	SU $w_3 = 1$	**6**
	DE $w_1 = 3$	SU $w_2 = 2$	ST $w_3 = 1$	**6**
	DE $w_1 = 3$	ST $w_2 = 0$	SU $w_3 = 1$	**4**

Como consequência do cálculo da distância Euclidiana e da penalidade, o valor de F_1 é no máximo o dobro da distância. No entanto, para limitar o resultado da função ao intervalo $[0, 1]$, a soma da distância com a penalidade é dividida por uma constante de normalização c que representa o valor máximo que a soma pode atingir (no caso em que os *Índices RASI* comparados estão próximos de $[0, 0, 0]$ e $[1, 1, 1]$ e a ordem de relevância é totalmente divergente). Assim, a cálculo da função-objetivo F_1 é apresentado na Equação 9.

$$F_1\left(S_{RASI}, R_{RASI}\right) = \frac{D\left(S_{RASI},\ R_{RASI}\right) + P\left(S_{RASI},\ R_{RASI}\right)}{c} \tag{9}$$

A função F_2 tem como objetivo encontrar uma sequência que seja composta pela

quantidade ideal de ações para o *Perfil predominante* do aluno. Os valores usados como referência para a quantidade de ações adequadas para cada perfil RASI predominante *e* neste estudo são baseados nos experimentos conduzidos por Costa e Fernandes (2021), onde o tamanho ideal da sequência para cada perfil predominante (REF_e) foi definido como: 9 para *Surface*, 13 para *Strategic*, e 11 para *Deep*. Dessa forma, a função F_2 descrita na Equação 10 tem como objetivo otimizar o número de atividades que compõem a sequência, minimizando a diferença entre o tamanho da sequência e o valor de referência para o *Perfil predominante* do aluno. O valor de F_2 também está compreendido no intervalo $[0, 1]$ e seu comportamento é ilustrado na Figura 9.

$$F_2(S_{RASI}, R_{size}) = \begin{cases} \dfrac{REF_e(S_{RASI}) - R_{size}}{REF_e(S_{RASI})}, & \text{se } \mathrm{R}_{size} < REF_e(S_{RASI}) \\ \\ \dfrac{R_{size} - REF_e(S_{RASI})}{24 - REF_e(S_{RASI})}, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{10}$$

Figura 9 – Comportamento da função F_2 para cada Perfil RASI predominante

3.1.4 Parâmetros do algoritmo

Os parâmetros do PSO podem depender do tipo de problema a ser otimizado e serem definidos a partir da execução de testes empíricos. Como apontado por (ENGELBRECHT, 2006), o tamanho do enxame é dependente do problema, no entanto, uma quantidade reduzida de partículas pode ser suficiente para encontrar boas soluções. Neste sentido, após a realização de testes, adotou-se um enxame composto por 40 partículas de tamanho 24. As posições foram inicializadas de forma aleatória para obter maior diversidade e poder cobrir maiores partes do espaço de buscas. Como as partículas, em termos conceituais, não se movem no início do processo, a velocidade inicial foi definida como 0.

As constantes de aceleração que influenciam na atualização de velocidade (Equação 5) foram definidas como $c_1 = 2,5$ e $c_2 = 1,5$, dando mais ênfase ao componente cognitivo e privilegiando a busca local. Essa abordagem é mais vantajosa para espaços de busca multimodais.

O tamanho da vizinhança das partículas foi definido como 2, o que resulta em menor interação no enxame. Embora seja mais lenta, uma quantidade pequena de vizinhos propicia uma convergência mais confiável para as soluções ótimas. Nos testes realizados, este valor demonstrou ser suficiente para convergir dentro do critério de parada estabelecido.

A melhor posição global é atualizada a cada iteração, caso exista alguma partícula no enxame. O processo de otimização termina quando o número máximo de interações, definido como 200, é alcançado. O algoritmo 1 ilustra o funcionamento do PSO Binário para o sequenciamento.

Algoritmo 1 PSO Binário para o sequenciamento

Require: S_{RASI}
Ensure: $best(\overrightarrow{Lbest})$
1: $\overrightarrow{X} \leftarrow$ Crie e inicialize o enxame com posições aleatórias
2: $\overrightarrow{V} \leftarrow$ Inicialize a velocidade das partículas = 0
3: $\overrightarrow{Pbest} \leftarrow$ Inicialize a melhor posição das partículas com suas posições atuais
4: $\overrightarrow{Lbest} \leftarrow$ Inicialize as melhores posições das vizinhanças das partículas
5: $c_1 \leftarrow 2.5$
6: $c_2 \leftarrow 1.5$
7: **while** iteracao < 200 **do**
8: **for** cada partícula $\overrightarrow{X_i}$ **do**
9: Define a velocidade máxima da iteração
10: $\overrightarrow{r1} \leftarrow uniform(0,1)$
11: $\overrightarrow{r2} \leftarrow uniform(0,1)$
12: $\overrightarrow{V_i} \leftarrow$ Atualize a velocidade aplicando o limite da iteração
13: $\overrightarrow{r_3} \leftarrow uniform(0,1)$
14: **if** $\overrightarrow{r_3} < sig(\overrightarrow{V_i})$ **then**
15: $\overrightarrow{X_i} \leftarrow 1$
16: **else**
17: $\overrightarrow{X_i} \leftarrow 0$
18: **end if**
19: **if** $f(\overrightarrow{X_i}) < f(\overrightarrow{Pbest_i})$ **then**
20: $\overrightarrow{Pbest_i} \leftarrow \overrightarrow{X_i}$
21: **end if**
22: **if** $f(\overrightarrow{X_i}) < f(\overrightarrow{Lbest_i})$ **then**
23: $\overrightarrow{Lbest_i} \leftarrow \overrightarrow{X_i}$
24: **end if**
25: **end for**
26: **end while**

3.1.5 Avaliação do desempenho do PSO

Para validar empiricamente a configuração adotada, com enxame de 40 partículas e critério de parada em 400 iterações — $w = 0{,}7$, $c_1 = 2{,}5$, $c_2 = 1{,}5$ e vizinhança = 2 — foram realizadas 10 execuções independentes do PSO para um conjunto de dados de 156

estudantes. Em cada execução, registraram-se três métricas: iteração de convergência (quando o melhor valor da função de aptidão é atingido), valor final da função de aptidão (qualidade da solução) e tempo de execução (em segundo(s) — s).

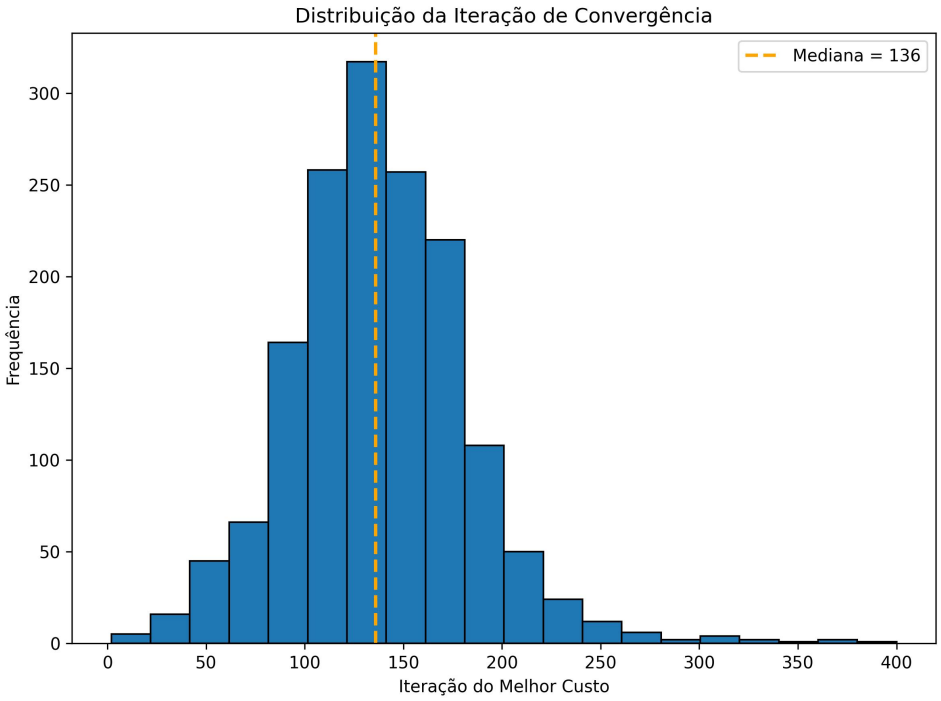


Figura 10 – Histograma da iteração em que cada execução convergiu pela primeira vez.

Na Figura 10, a mediana de convergência situa-se em cerca de 136 iterações, 25% das execuções convergem antes da iteração 111 e 75% o fazem até a iteração 165 — ou seja, a maioria das soluções de boa qualidade surge em menos de 42% (165 de 400) do total de iterações.

O boxplot da Figura 11 indica mediana de 0,0330 no custo final, com 75% das execuções abaixo de 0,0455 e sem outliers extremos, o que atesta estabilidade na qualidade das soluções.

Quanto ao tempo de execução (Fig. 12), 25% das execuções concluíram em até 0,0877s, a mediana foi de 0,0881s e 75% terminaram em até 0,0889s. Mesmo implementado em Python puro, esses valores são plenamente compatíveis com aplicações on-line.

A dispersão mostrada na Figura 13 evidencia que, mesmo em execuções de convergência mais tardia (iterações > 100), o custo final permanece próximo a 0,010–0,015, reforçando a robustez do PSO em manter alta qualidade independentemente do tempo de busca.

Em síntese, o PSO binário — com atualização assíncrona e rede em anel — revela-se muito rápido (converge em poucas dezenas de iterações), estável (baixo desvio no custo), eficiente (menos de 0,1s por execução) e robusto (qualidade consistente), característica que o torna ideal para sistemas adaptativos on-line.

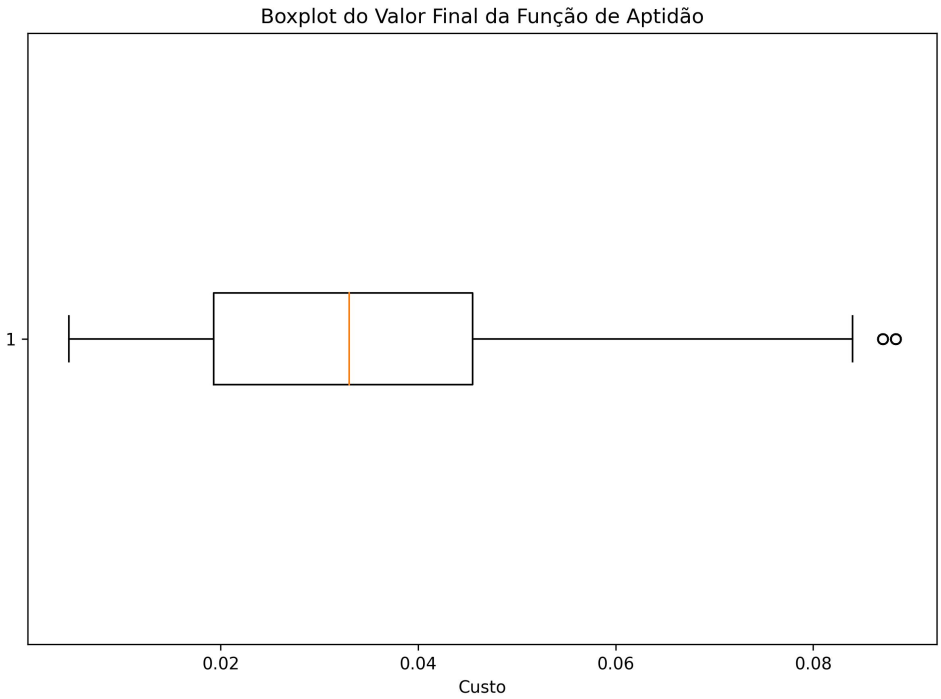


Figura 11 – Boxplot do valor final da função de aptidão.

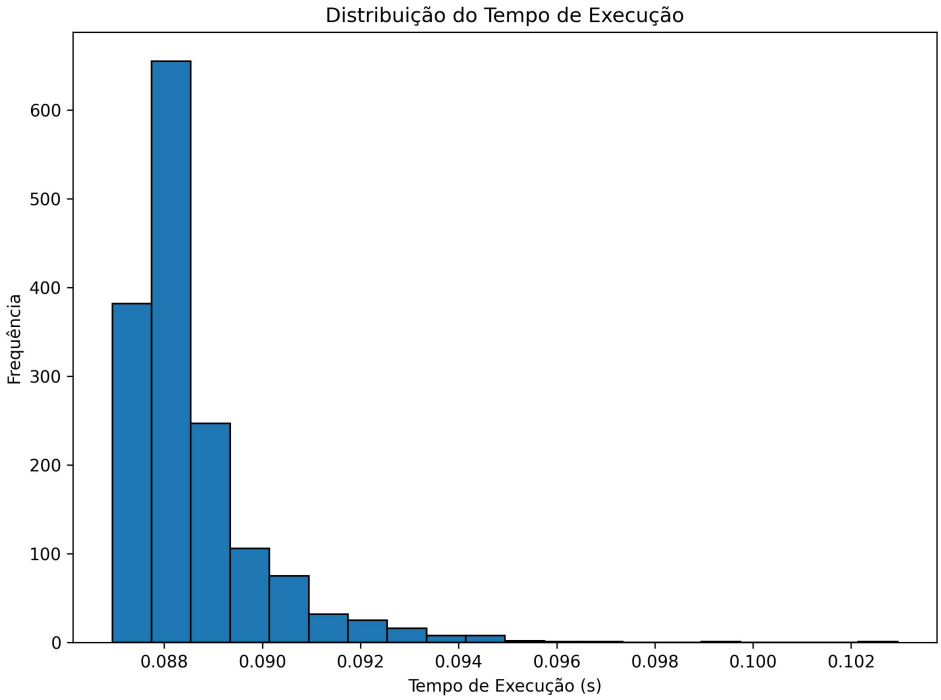


Figura 12 – Histograma dos tempos de execução por execução (em segundo(s)).

3.2 Recomendação pedagógica

Este trabalho apresenta uma abordagem para o sequenciamento de ações pedagógicas para serem recomendadas a estudantes na forma de sequências de atividades digitais. A recomendação pedagógica foi planejada idealmente considerando sua aplicação em AVAs,

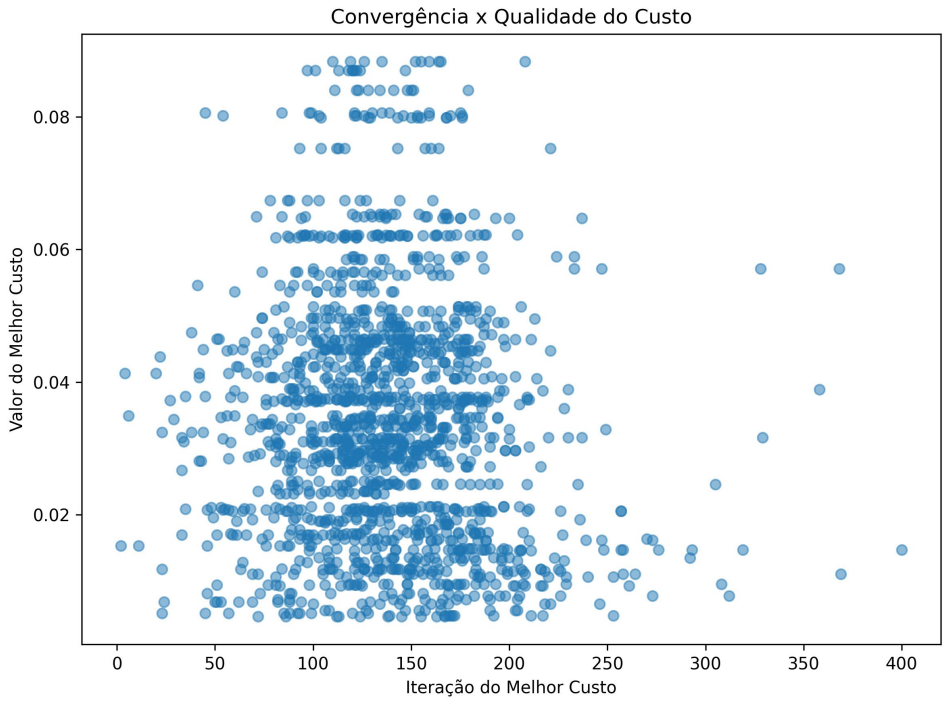
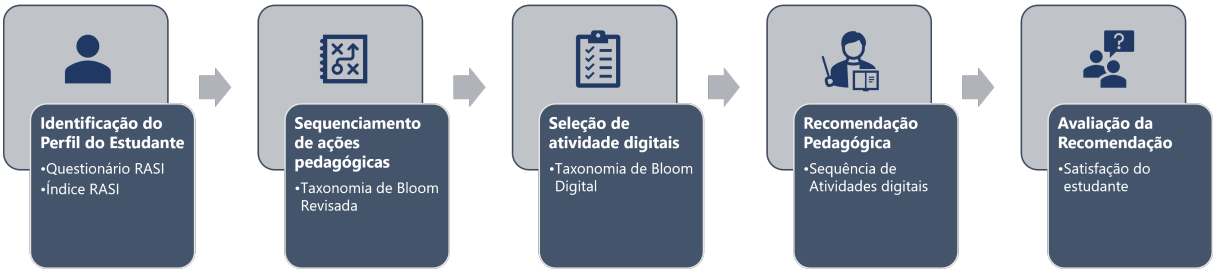


Figura 13 – Dispersão entre iteração de convergência e valor final da função de aptidão.

pois esses ambientes favorecem o uso de diferentes tipos de atividades além de que sua estrutura modular permite o desenvolvimento de ferramentas que podem automatizar o processo de identificação do perfil do estudante e integrá-lo à recomendação pedagógica.

Figura 14 – Fluxo do processo de recomendação

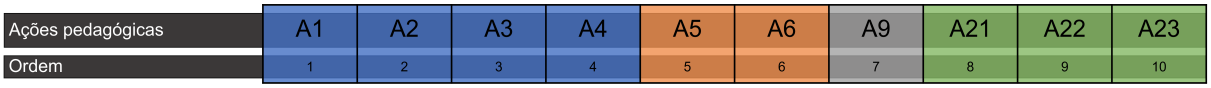


Para selecionar e sequenciar as ações pedagógicas adequadamente para o aluno, é necessário identificar o seu perfil. A identificação do perfil do aluno é apresentada na Seção 4.1.3.1, no qual o aluno tem seu *Perfil RASI* definido por meio da atribuição do *Índice RASI*.

O processo de sequenciamento é realizado de forma individual para cada aluno. Nesse processo, o algoritmo utiliza o *Índice RASI* do aluno como entrada e retorna uma sequência de ações pedagógicas que melhor atende aos critérios estabelecidos. A sequência é baseada no vetor binário da partícula e é composta pelos índices que indicam as ações pedagógicas de acordo com a distribuição da Tabela 4. A Figura 15 apresenta, como

exemplo, a sequência de ações que algoritmo retornou para a partícula exibida na Figura 6.

Figura 15 – Exemplo de sequência pedagógica



Para associar atividades às ações pedagógicas e possibilitar a recomendação da sequência, uma lista de atividades foi definida com base na TBD (Seção 2.2.3) para ser utilizada no processo de recomendação pedagógica. Dessa forma, as atividades digitais listadas na Tabela 3 foram associadas a cada uma das ações da Tabela 4 e utilizadas para compor a sequência a ser recomendada. Logo, para cada ação pedagógica selecionada pelo sequenciador é associada uma atividade digital retirada da TBD, formando um conjunto de atividades genéricas e independentes do conteúdo. Um exemplo de uma possível recomendação pedagógica para a sequência da Figura 15 está apresentada na Figura 16.

Tabela 3 – Lista de atividades digitais

Ação	**Descrição**
A1	Buscar conceitos básicos na Web ou redes sociais
A2	Ler E-book
A3	Responder questionário online (quiz)
A4	Postar conteúdo estudado em blogs ou redes sociais
A5	Realizar busca avançada na Web ou em bases específicas
A6	Resumir ou destacar trechos em documento digital
A7	Esquematizar ideias, usando Prezi, PowerPoint, etc
A8	Realizar gravação de vídeo ou áudio sobre o conteúdo
A9	Implementar diagramas
A10	Realizar demonstrações por meio de ferramentas gráficas e/ou áudio e vídeo
A11	Executar simulação ou interagir com jogo educacional
A12	Participar de entrevista ou podcast
A13	Organizar mapeamento sobre o conteúdo
A14	Estruturar base de dados, por meio de listas e/ou resumos
A15	Redigir relatórios com gráficos e/ou planilhas
A16	Elaborar diagramas com relacionamento de ideias
A17	Participar de discussões, usando ferramentas na Web
A18	Interagir com uma rede de contatos, usando ferramentas Web
A19	Revisar atividades realizadas em grupo usando ferramentas Web
A20	Avaliar conteúdos ou moderar publicações e comentários de redes sociais
A21	Apresentar conteúdo, usando ferramentas digitais
A22	Publicar conteúdo na Web
A23	Elaborar projeto ou modelo, utilizando ferramentas digitais
A24	Criar mídia digital, como por exemplo, jogo, vídeo, áudio ou imagem

Figura 16 – Exemplo de recomendação pedagógica

RECOMENDAÇÃO PEDAGÓGICA	
ORDEM	**ATIVIDADE DA TBD**
1	**AT1:** Buscar conceitos básicos na Web ou redes sociais
2	**AT2:** Ler E-book
3	**AT3:** Responder questionário online (quiz)
4	**AT4:** Postar conteúdo estudado em blogs ou redes sociais
5	**AT5:** Realizar busca avançada na Web ou em bases específicas
6	**AT6:** Resumir ou destacar trechos em documento digital
7	**AT9:** Implementar diagramas
8	**AT21:** Apresentar conteúdo, usando ferramentas digitais
9	**AT22:** Publicar conteúdo na Web
10	**AT23:** Elaborar projeto ou modelo, utilizando ferramentas digitais

Capítulo 4

Experimentos e Análise dos Resultados

Uma das principais preocupações na avaliação de um sistema de recomendação pedagógica, segundo Silva, Bernardi e Behar (2019), é a satisfação do usuário com as recomendações recebidas. É fundamental que se realize a avaliação das sequências geradas pelo algoritmo com o objetivo de comparar recomendações realizadas com as respectivas avaliações dos estudantes.

O objetivo deste experimento é avaliar a eficácia da abordagem proposta por meio da recomendação de sequências pedagógicas individualizadas para estudantes do Ensino Superior e pela comparação dos resultados de satisfação entre a recomendação realizada pela abordagem experimental e por outra realizada aleatoriamente. Após a recomendação das sequências de atividades planejadas pelo algoritmo de otimização, foi realizado um levantamento para obter o grau de satisfação do estudante e as suas preferências com relação à realização das atividades indicadas nas sequências recomendadas. Para tanto, a metodologia adotada previa que o experimento fosse conduzido em três etapas:

1. **Identificação do perfil do estudante**: os estudantes responderam ao *Questionário de identificação do perfil do estudante* e tiveram seu *Perfil RASI* determinado;

2. **Sequenciamento de atividades**: o processo de otimização foi executado, utilizando-se os perfis identificados na etapa anterior, com o propósito de gerar sequências individuais de atividades pedagógicas personalizadas para cada estudante;

3. **Recomendação pedagógica**: os estudantes que participantes da primeira etapa receberam uma recomendação de uma sequência de atividades pedagógicas digitais e foram convidados a responder ao *Questionário de Pesquisa de satisfação*.

A participação no experimento restringiu-se a estudantes do Ensino Superior, considerando que o instrumento utilizado para identificação do perfil foi desenvolvido com o objetivo de avaliar as preferências de estudantes deste estrato educacional em adotar determinadas abordagens de estudo.

Por meio de parceria promovida com a Universidade Federal de Uberlândia, o experimento foi realizado com estudantes de 10 cursos de graduação de 3 diferentes Instituições de Ensino: Centro de Educação a Distância da Universidade Federal de Uberlândia (CEaD/UFU), Instituto Federal Goiano (IF Goiano) e Instituto Federal do Triângulo Mineiro (IFTM).

Para que o experimento pudesse ser realizado atendendo às exigências éticas de pesquisas que envolvem a participação de pessoas (SEVERINO, 2007), foi submetido previamente um projeto para apreciação do Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Universidade Federal de Uberlândia (CEP/UFU). A partir da concessão da aprovação ética ao projeto CAAE nº 46614121.4.0000.5152 (conforme parecer nº 4.819.073), pode-se estabelecer as parcerias com as instituições de Ensino Superior participantes.

Os dados coletados nos levantamentos realizados foram analisados por estatística não-paramétrica com a utilização dos softwares Microsoft Excel e Jamovi. A seção 4.2 apresenta, por meio de estatística descritiva e inferencial, as análises realizadas sobre esses dados.

4.1 Participantes

Em um experimento, uma unidade experimental é aquilo que receberá um tratamento e que, na informática educacional, pode ser representada por um aluno que deverá seguir um formato ou método pedagógico (ARANHA; REIS, 2020). Deste modo, os sujeitos desta pesquisa foram estudantes integrantes de cursos de nível superior de três instituições públicas de ensino com as quais foram estabelecidas parcerias: Centro de Educação a Distância da Universidade Federal de Uberlândia (CEaD/UFU), Instituto Federal Goiano (IF Goiano) e Instituto Federal do Triângulo Mineiro (IFTM).

Os sujeitos elegíveis para o experimento deveriam ser estudantes adultos (com idade igual ou superior a 18 anos) regularmente matriculados em cursos de nível superior das instituições parceiras. Este critério de inclusão está relacionado à pertinência do instrumento utilizado para caracterização do perfil cognitivo dos estudantes. Apenas estariam elegíveis para participarem da Etapa 3 (*Recomendação pedagógica*) do experimento os estudantes que respondessem o levantamento de *Identificação do Perfil RASI* realizado na Etapa 1. Os participantes poderiam ser excluídos da pesquisa a qualquer momento caso desejassem não mais participar e solicitassem a remoção de seus dados, sem qualquer prejuízo ou coação.

A seleção dos participantes que compuseram a amostra avaliada foi realizada por conveniência dentre os 1270 estudantes matriculados nos 10 cursos (nas modalidades presencial e a distância) aos quais as instituições disponibilizaram o acesso. Antes do processo de recrutamento dos estudantes houve o envolvimento dos coordenadores e/ou professores das turmas participantes, momento em que foram prestados esclarecimentos sobre a

abordagem da pesquisa e as etapas a serem realizadas. A Tabela 4 apresenta o perfil das turmas participantes do experimento e a distribuição quantitativa para cada Etapa enquanto a Figura 17 apresenta o fluxo de recrutamento e retenção de participantes ao longo das três etapas do experimento onde pode-se observar uma queda natural na amostra a cada etapa.

Tabela 4 – Distribuição dos participantes do experimento por curso

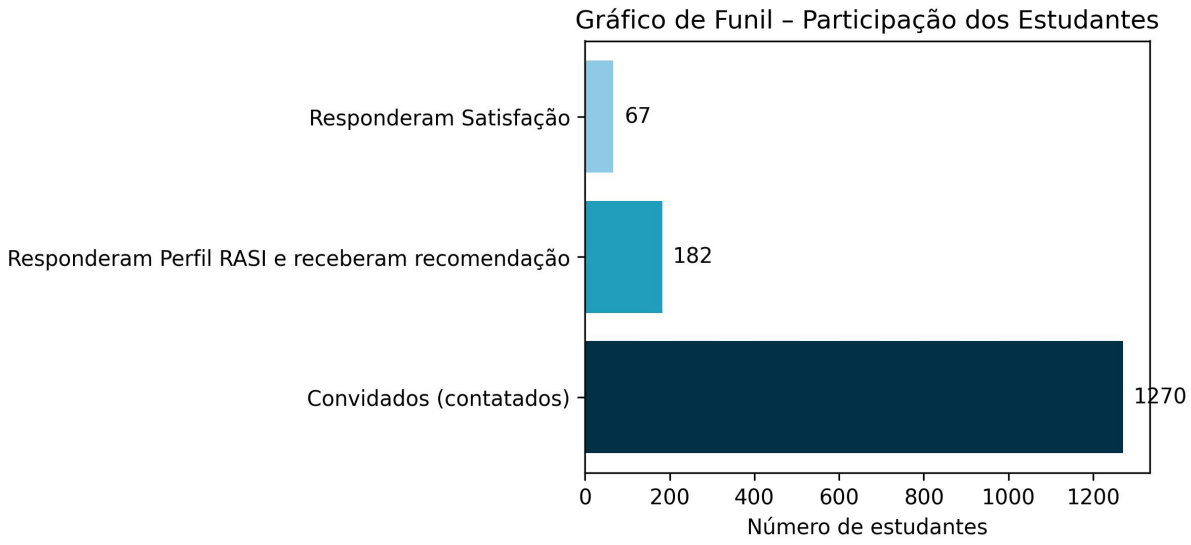
Instituição	**Curso**	**Modalidade**	**Estudantes**	**Participantes**	
				Etapa 1	**Etapas 2 e 3**
IF Goiano	Agronegócio	Presencial	138	14	5
	Agronomia	Presencial	210	26	4
	Análise e Desenvolvimento de Sistemas	Presencial	16	13	11
	Ciência da Computação	Presencial	39	6	3
	Pedagogia	A distância	263	46	13
	Química	Presencial	110	13	4
IFTM	Ciência da Computação	Presencial	200	1	1
	Matemática	Presencial	3	5	0
UFU/CEaD	Administração Pública	A distância	225	10	4
	Pedagogia	A distância	66	48	22
			1270	**182**	**67**

O recrutamento dos participantes ocorreu por e-mail, etapa em que cada estudante recebeu um convite para participar da pesquisa contendo uma apresentação na qual foram informados sobre o objetivo, as etapas às quais seria requisitada sua colaboração e as garantias asseguradas pelo pesquisador aos participantes. Aqueles que aceitaram participar do experimento tiveram que assinar o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) em que estavam explicitados as etapas da pesquisa, as garantias asseguradas aos participantes quanto à não identificação e à proteção dos dados coletados e os riscos envolvidos na participação. Em seguida, os procedimentos da Etapa 1 foram apresentados aos estudantes que aceitaram participar do experimento.

Para avaliar o desempenho de algoritmos de recomendação é importante avaliar a satisfação do usuário. Ao avaliar a satisfação do usuário, pode-se determinar o quão bem as recomendações são aceitas e o quanto os usuários aceitam ou rejeitam os itens recomendados (REIS, 2012).

A fim de verificar a qualidade das recomendações recebidas pelos estudantes e determinar se o sequenciamento realizado pelo algoritmo estava adequado às necessidades e perfil dos estudantes, algumas métricas foram identificadas. Considerando as funções objetivo do algoritmo, optou-se por verificar os seguintes aspectos relacionados à recomendação das atividades pedagógicas: *i)* **preferência por atividades**; *ii)* **tamanho da sequência**; *iii)* **qualidade da sequência** e *iv)* **expectativa de realização das atividades**.

Figura 17 – Funil de participação no experimento



4.1.1 Hipóteses estatísticas

As hipóteses inferenciais relacionam as variáveis e comparam grupos em termos de variáveis, permitindo extrair inferências da amostra para a população (CRESWELL, 2010). Dessa forma, foram definidas as seguintes hipóteses estatísticas, focadas na **satisfação dos estudantes** com as sequências pedagógicas geradas pelo algoritmo PSO e subsequentemente recomendadas aos participantes.

- **H1**: os participantes do grupo Experimental consideram que a quantidade de atividades na sequência é suficiente, enquanto os participantes do grupo Controle consideram que o tamanho da sequência é muito alto ou muito baixo;
- **H2**: os participantes do grupo Experimental concordam mais do que os participantes do grupo Controle sobre a sequência de atividades ser confortável;
- **H3**: os participantes do grupo Experimental consideram maior a chance de realizar todas as atividades da sequência em relação ao que consideram os participantes do grupo Controle;
- **H4**: os participantes do grupo Experimental concordam menos do que os participantes do grupo Controle sobre a quantidade de atividades na sequência ser muito elevado.

4.1.2 Variáveis

Em um experimento uma ideia é testada de modo a determinar se ela influencia um resultado (variável dependente) (CRESWELL, 2015). Para ser possível estabelecer relações

causais entre variáveis, é necessário que uma delas seja manipulada de modo sistemático (DANCEY; REIDY, 2006). Neste experimento, a variável manipulada (variável independente) é representada pelo tipo de recomendação pedagógica recebida pelo estudante participante. O experimento contou apenas com um grupo experimental cujos participantes receberam, como recomendação pedagógica, sequências de atividades geradas pelo algoritmo de otimização. Aos participantes do grupo controle foram recomendadas sequências geradas aleatoriamente, sem o emprego de qualquer critério pedagógico no processo de sequenciamento das atividades.

Outra variável independente que está presente no estudo é o *Perfil RASI predominante* do estudante. Ela é uma variável de controle, um tipo especial de variável independente que, apesar de não sofrer manipulação, também pode influenciar a variável dependente (CRESWELL, 2010). Com base nos valores de seus *Índices RASI*, os estudantes foram classificados com os valores *SU*, *ST* ou *DE* – que indicam, respectivamente, os perfis *Surface*, *Strategic* ou *Deep*.

Com o objetivo de medir a influência da variável independente, os estudantes responderam ao levantamento de *Satisfação com a recomendação* logo após examinarem a recomendação recebida. Este instrumento continha uma questão associada a cada uma das hipóteses inferenciais elencadas anteriormente (Seção 4.1.1), além de uma questão de confirmação para a hipótese H4. Estas questões representam as variáveis dependentes do estudo e estão relacionadas a características da sequência como *preferência por atividades*, *tamanho da sequência*, *qualidade da sequência* e *expectativa de realização das atividades*.

Além das variáveis utilizadas para medir a influência da recomendação pedagógica na satisfação do estudante, fazem parte deste estudo as variáveis relacionadas ao levantamento de *Concordância com o Perfil RASI* sobre a concordância do estudante com os *Índices RASI* recebidos após responderem ao levantamento de *Identificação do perfil RASI* na Etapa 1.

A Tabela 5 apresenta as variáveis de resultado (dependentes) observadas neste experimento, bem como sua associação às hipóteses inferenciais e aos itens contidos nos levantamentos realizados.

4.1.3 Plano Experimental

Os procedimentos adotados no experimento foram realizados de maneira remota pela Internet entre março de 2021 e abril de 2022. Comparadas a outros métodos de pesquisa, as pesquisas baseadas na Internet são um método econômico para a coleta de dados e trazem vantagens como velocidade, validade externa, experimentação ininterrupta, alto grau de automação e a possibilidade de obtenção de amostras mais amplas (SELKäLä et al., 2021; REIPS, 2002).

A metodologia adotada para a obtenção de dados contemplou exclusivamente a utilização de questionários eletrônicos. O emprego dos questionários abrange dois propósitos

Tabela 5 – Variáveis dependentes, características avaliadas e itens dos levantamentos

Etapa	Característica avaliada	Nome	Levantamento	
			Nome*	Variável**
1	Significância do Eixo *RASI*	AVALIAÇÃO_SU	CP	CP1
		AVALIAÇÃO_ST	CP	CP2
		AVALIAÇÃO_DE	CP	CP3
	Concordância com Eixo *RASI*	CONCORDÂNCIA_SU	CP	CP4
		CONCORDÂNCIA_ST	CP	CP5
		CONCORDÂNCIA_DE	CP	CP6
2	Preferência por atividades	MAIS_PREFERIDAS	SR	SR1
		MENOS_PREFERIDAS	SR	SR2
	Tamanho da sequência	QUANTIDADE	SR	SR3
		TAMANHO	SR	SR6
	Qualidade da sequência	QUALIDADE	SR	SR4
	Expectativa de realização das atividades	PROB_REALIZAÇÃO	SR	SR5

* **CP** = Concordância com o perfil *RASI*; **SR** = Satisfação com a recomendação. ** Item do levantamento de acordo com a Tabela 9

principais: *i)* identificar características dos estudantes que possibilitem a recomendação de atividades pedagógicas e *ii)* obter informações acerca da percepção dos estudantes sobre as recomendações realizadas.

Foram utilizados dois instrumentos para coleta de dados no experimento: *i)* o **Questionário de Identificação do perfil do estudante** responsável pelos levantamentos de *Identificação do Perfil RASI* e de *Concordância com o Perfil RASI* e *ii)* o **Questionário de Recomendação Pedagógica** responsável pela apresentação da sequência pedagógica recomendada e pelo levantamento de *Satisfação com a recomendação*. Os questionários eletrônicos foram desenvolvidos e aplicados na coleta de dados por meio da plataforma Jotform [1]. Os questionários utilizados bem como os levantamentos realizados estão detalhados na Tabela 6. A Tabela 9 detalha os itens apresentados nos questionários e relaciona cada um deles aos respectivos grupos de opções de resposta da Tabela 10. Os questionários completos utilizados no experimento encontram-se nos Apêndices A.1 (Questionário de Identificação do Perfil do Estudante) e A.2 (Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica).

Assim, o plano metodológico do experimento foi conduzido no decorrer de 3 (três) etapas denominadas: 1) **Identificação do perfil do estudante**; 2) **Sequenciamento de atividades** e 3) **Recomendação pedagógica**.

Os estudantes participaram das Etapas 1 e 3, enquanto a Etapa 2 demandou atividades que envolveram apenas a participação do pesquisador. Os estudantes foram previamente informados da participação no experimento por intermédio dos respectivos professores

[1] Jotform é um criador de formulários online completo que facilita a criação de formulários robustos e a coleta de dados.

das turmas e/ou coordenadores dos cursos e eram livres para iniciar, progredir e concluir as etapas de acordo com sua conveniência, a partir de qualquer lugar e horário, e sua participação seria efetivamente considerada somente com a correspondente submissão dos dados.4

Tabela 6 – Instrumentos utilizados para coleta de dados

Etapa	Questionário	Levantamento
1	Identificação do perfil do estudante	Identificação do Perfil *RASI* Concordância com o Perfil *RASI* (CP)
3	Recomendação Pedagógica	Satisfação com a recomendação (SR)

4.1.3.1 Etapa 1: Identificação do perfil do estudante

O planejamento das sequências de atividades pedagógicas pelo algoritmo requer o conhecimento dos perfis dos estudantes, aqui compreendido como as preferências por abordagens de estudo e aprendizagem. Para tanto, esta primeira etapa foi realizada com o objetivo de caracterizar o participante em termos de seu *Perfil RASI*, identificando suas preferências pela utilização de determinados processos cognitivos e motivacionais durante a realização de tarefas de estudo e de aprendizagem. Nesta etapa, o instrumento utilizado foi o questionário eletrônico denominado **Questionário de Identificação do perfil do estudante** contendo dois levantamentos de: *i) Identificação do Perfil RASI* e *ii) Concordância com o Perfil RASI.*

No levantamento de **identificação do Perfil *RASI*** os *Perfis RASI* dos participantes são obtidos por meio da aplicação da versão reduzida do *Revised Approaches to Study Inventory* desenvolvido por Entwistle e Tait (2013). Este instrumento é um inventário utilizado no ensino superior para mensurar estratégias de estudo adotadas pelos estudantes sendo composto por 18 itens relacionados às abordagens ao estudo *Surface*, *Strategic* e *Deep*. As respostas para cada um dos itens variam na escala Likert de 5 pontos, partindo de *Discordo Totalmente* até *Concordo Totalmente*. Como resultado, tem-se um valor para cada abordagem, obtidos pela soma das pontuações dos 6 itens relacionados a cada uma delas.

Após responderem a este levantamento, os participantes receberam um índice – denominado *Índice RASI* – composto por 3 dimensões que representam a influência de cada abordagem nas preferências do estudante. Neste índice, os valores de cada dimensão são o quociente da pontuação obtida em cada abordagem pelo valor máximo que pode ser alcançado em cada uma delas (30 pontos), de modo que estejam no intervalo $[0, 1]$. A representação do *Índice RASI* de um participante pode ser representado na forma de um vetor com 3 dimensões $[SU; ST; DE]$.

Os valores do *Índice RASI* obtidos no levantamento anterior eram apresentados ao participante em termos percentuais, revelando a composição do seu perfil com relação a cada uma das abordagens de estudo. Na sequência, no levantamento de **concordância com o Perfil *RASI*** era solicitado ao participante que fizesse uma avaliação de concordância sobre os valores atribuídos pelo instrumento, onde ele teria que avaliar se os percentuais atribuídos em cada uma das abordagens deveriam ser mais ou menos significativos (*Significância do Eixo RASI*) e o quanto concordava com cada um dos percentuais atribuídos (*Concordância com Eixo RASI*). Neste levantamento foram apresentas as questões **Q1** a **Q6**, conforme apresentado na Tabela 9.

Dentre os estudantes convidados a participar do experimento 182 responderam ao Questionário de *Identificação do perfil*, conforme detalhado na Tabela 4.

4.1.3.2 Etapa 2: Sequenciamento de atividades

Após a identificação dos *Perfis RASI* dos participantes, foi executado o processo de otimização com o objetivo de gerar sequências de ações pedagógicas individuais e personalizadas para cada estudante.

Os *Índices RASI* atribuídos aos participantes da Etapa 1 ($n = 182$) foram utilizados como entrada do algoritmo. Como resultado do processo de otimização, o algoritmo retorna uma lista de números discretos para cada *Índice RASI* dado como entrada. Os números que compõem essa lista indicam quais ações pedagógicas (conforme definido na Tabela 3) devem compor a sequência pedagógica a ser recomendada.

4.1.3.3 Etapa 3: Recomendação pedagógica

Os estudantes participantes da primeira etapa do experimento foram alocados aleatoriamente em dois grupos: o **grupo experimental**, que receberia as recomendações pedagógicas planejadas pelo algoritmo de otimização; e o **grupo controle**, em que os participantes receberiam recomendações de sequências pedagógicas geradas aleatoriamente, sem a adoção de qualquer critério pedagógico no sequenciamento. Há uma discussão em relação à verdadeira randomização das amostras que, como aponta Baptista e Campos (2007), devido às normatizações relacionados à ética em pesquisa e à necessidade de assinatura do TCLE pelo participante, ocorrerá apenas dentre os sujeitos que aceitaram participar da pequisa.

A composição destes dois grupos ocorreu distribuindo-se os participantes da primeira etapa ($n = 182$) na proporção de dois terços (2/3) para o grupo experimental e de um terço (1/3) para o grupo controle, resultando em 122 participantes atribuídos ao grupo experimental e 60 ao grupo controle. A escolha de compor o grupo experimental com um quantitativo maior de participantes justifica-se pela necessidade de obter mais dados qualitativos relacionados à satisfação dos estudantes sobre as recomendações realizadas com

base no método proposto, de forma que fosse possível analisar aspectos da recomendação pedagógica e, ainda assim, possibilitar a realização de comparações entre os grupos.

Como já destacado, uma característica que pode influenciar diretamente as variáveis de resultado do estudo é o *Perfil predominante* do estudante. Desta forma, a designação dos participantes para os grupos experimental e controle foi realizada aleatoriamente mantendo a representação por perfil predominante proporcional entre os dois grupos, a fim de se obter maior homogeneidade dos grupos em relação a esta característica específica. A Tabela 7 mostra a composição dos grupos assim como a distribuição dos participantes de acordo com seu perfil, conforme identificado na Etapa 1.

Tabela 7 – Distribuição dos participantes entre os grupos

Perfil predominante	**Grupos**				**Total**	
	Experimental		**Controle**			
Deep	80	65,6%	40	66,7%	120	65,9%
Strategic	31	25,4%	15	25,0%	46	25,3%
Surface	11	9,0%	5	8,3%	16	8,8%
Total	**122**		**60**		**182**	

Após a designação dos participantes entre os grupos experimentais, foi executada a etapa de recomendação pedagógica. Os participantes receberam, por e-mail, um convite para participar desta etapa contendo um link para acesso ao *Questionário de Recomendação Pedagógica*. Ao acessar o questionário, uma recomendação pedagógica exclusiva era exibida ao participante. Esta recomendação consistia de uma lista numerada de atividades digitais exibidas sequencialmente que indicava as atividades que deveriam ser consideradas para realização pelo estudante e a ordem na qual elas deveriam ser realizadas.

No levantamento de *Satisfação com a Recomendação*, o foco não recaiu sobre o conteúdo das atividades, mas sim sobre a adequação das atividades propostas ao perfil de aprendizagem de cada estudante. Para cada ação pedagógica selecionada pelo sequenciador foi associada uma atividade digital retirada da TBD, formando um conjunto de atividades genéricas e independentes de disciplina. Dessa forma, isola-se o julgamento do sequenciamento em si — a escolha e a ordem das ações — sem introduzir vieses de familiaridade com um tema específico. Além disso, ao utilizar atividades digitais genéricas, garante-se que o método de recomendação possa ser facilmente replicado em diferentes contextos, disciplinas ou AVAs, bastando substituir o mapeamento de ações pedagógicas por novas atividades digitais da Taxonomia. A Figura 18 ilustra a exibição de uma recomendação pedagógica hipotética com uma sequência contendo 13 atividades, correspondentes às atividades 1, 3, 4, 6, 8, 10, 12, 13, 14, 15, 17, 18 e 19 da lista apresentada na Tabela 3.

Ao visualizar a recomendação (conforme o exemplo da Figura 18), o estudante participante era instruído a considerar, em um cenário hipotético, o uso de **todas** aquelas

atividades (descritas na coluna *Descrição*) na **ordem** em que elas estavam apresentadas (indicadas pelos número na coluna *Atividade*). Também foi esclarecido ao participante que o número da atividade na recomendação indicava o nível de aprofundamento exigido por ela e que o cenário de realização das atividades deveria considerar o uso de computador com acesso à internet e de softwares apropriados para realizá-las.

Figura 18 – Recomendação de sequência de atividades

ATIVIDADE	DESCRIÇÃO
1	Buscar conceitos básicos na Web ou redes sociais
2	Responder questionário online (quiz)
3	Postar conteúdo estudado em blogs ou redes sociais
4	Resumir ou destacar trechos em documento digital
5	Realizar gravação de vídeo ou áudio sobre o conteúdo
6	Realizar demonstrações por meio de ferramentas gráficas e/ou áudio e vídeo
7	Participar de entrevista ou podcast
8	Organizar mapeamento sobre o conteúdo
9	Estruturar base de dados, por meio de listas e/ou resumos
10	Redigir relatórios com gráficos e/ou planilhas
11	Participar de discussões, usando ferramentas na Web
12	Interagir com uma rede de contatos, usando ferramentas Web
13	Revisar atividades realizadas em grupo usando ferramentas Web

Os questionários disponibilizados para os dois grupos eram idênticos quanto à forma de exibição das recomendações e do *Levantamento de Satisfação*. O que se distinguiu entre os grupos foi o tipo da sequência recomendada: para os participantes do grupo experimental foram recomendadas sequências geradas pelo algoritmo de otimização na Etapa 2, considerando o perfil do estudante identificado na Etapa 1; enquanto aos participantes do grupo controle foram recomendadas sequências de atividades geradas aleatoriamente.

Apesar de não ter sido empregado qualquer critério pedagógico no sequenciamento das atividades do grupo controle, algumas medidas foram adotadas no processo de planejamento destas sequências a fim de prover aleatoriedade e garantir que elas tivessem um tamanho razoável.

Após a apresentação da recomendação pedagógica, o participante era convidado a responder ao *Levantamento de Satisfação com a Recomendação*. Este instrumento era composto por questões objetivas que buscavam obter a percepção de satisfação subjetiva do estudante acerca de características da sequência como *preferência por atividades*, *tamanho da sequência*, *qualidade da sequência* e *expectativa de realização das atividades*. As questões apresentadas no levantamento são as perguntas e afirmações dos itens **Q7** a **Q12** da Tabela 9 e as opções de respostas foram estruturadas em uma escala Likert de cinco pontos e estão descritas na Tabela 10.

Sobre sua preferência por atividades da sequência, o estudante deveria informar nas questões **Q7** e **Q8** os números correspondentes às três que ele mais preferia e às três que ele menos preferia dentre as atividades que compunham a sequência. Nas demais questões (**Q9** a **Q12**) o participante deveria escolher uma dentre as cinco opções de resposta apresentadas. Na questão **Q9** o participante deveria informar, na escala entre *Muito Baixa* e *Muito Alta*, o que ele considerava sobre a quantidade de atividades da sequência. A questão **Q10** buscava obter do estudante, na escala entre *Discordo Totalmente* e *Concordo Totalmente*, o quanto ele concordava com a afirmação de que a sequência de atividades era confortável para conduzi-lo em seu aprendizado. A pergunta **Q11** pretendia saber do estudante qual a possibilidade, dentre *Muito Baixa (abaixo de 20%)* a *Muito Alta (acima de 80%)*, dele realizar todas aquelas atividades recomendadas na sequência. O item **Q12** tinha o objetivo de confirmar a percepção do estudante em relação ao tamanho da sequência, avaliando sua concordância (entre *Discordo Totalmente* e *Concordo Totalmente*) em relação à afirmação de que o número total de atividades recomendadas era muito elevado.

Dos 182 participantes que receberam as recomendações pedagógicas 67 responderam ao levantamento de *Satisfação com a Recomendação*: 51 avaliaram recomendações pedagógicas personalizadas e 16 avaliaram recomendações aleatórias. A tabela 8 apresenta a distribuição por grupo experimental e a estratificação por perfil predominante.

Tabela 8 – Distribuição dos participantes que avaliaram as recomendações

Perfil predominante	**Grupos**				**Total**	
	Experimental		**Controle**			
Deep	37	72,5%	11	68,8%	48	71,6%
Strategic	9	17,6%	4	25,0%	13	19,4%
Surface	5	9,8%	1	6,2%	6	9,0%
Total	**51**		**16**		**67**	

4.2 Análise e interpretação dos resultados

Os dados coletados no experimento foram tabulados utilizando o Microsoft Excel e as análises estatísticas foram realizadas utilizando o software estatístico Jamovi versão 2.2.5. A escolha do Jamovi deveu-se à sua acessibilidade como software de código aberto e sua facilidade de uso, conforme apontado por Strunk e Mwavita (2021).

Como ponto de partida desta análise, foi executado um teste de normalidade para reconhecer a distribuição do conjunto de dados com o intuito de definir as medidas descritivas e os testes estatísticos mais adequados a serem aplicados. O teste de Shapiro-Wilk foi utilizado para verificar o tipo da amostra. Os resultados dos testes de normalidade para cada uma das variáveis dependentes avaliadas estão apresentados na tabela 11.

Tabela 9 – Itens componentes dos questionários

Questionário	Item	Questão	GR*
Identificação do perfil do estudante	**CP1**	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Surface* deveria ser:	G1
	CP2	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Strategic* deveria ser:	G1
	CP3	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Deep* deveria ser:	G1
	CP4	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Surface* está de acordo com meu perfil de aprendizado.	G2
	CP5	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Strategic* está de acordo com meu perfil de aprendizado.	G2
	CP6	Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo *Deep* está de acordo com meu perfil de aprendizado.	G2
Recomendação Pedagógica	**SR1**	Dentre as atividades recomendadas, informe as 3 (três) que MAIS prefere:	-
	SR2	Dentre as atividades recomendadas, informe as 3 (três) que MENOS prefere:	-
	SR3	Você acha que a QUANTIDADE de atividades é:	G3
	SR4	A sequência de atividades é CONFORTÁVEL para lhe conduzir no aprendizado de um novo conteúdo ou disciplina.	G2
	SR5	Qual a CHANCE de você realizar TODAS as atividades dessa sequência?	G4
	SR6	O NÚMERO TOTAL de atividades recomendadas é muito elevado.	G2

* Grupo de Respostas

Tabela 10 – Grupos de respostas

Respostas	Grupos			
	G1	**G2**	**G3**	**G4**
R1	Muito Menor (a partir de 7% a menos)	Discordo Totalmente	Muito Baixa (tem pelo menos 6 atividades a menos do que considera ideal)	Muito Baixa (abaixo de 20%)
R2	Menor (de 3% a 6% a menos)	Discordo Parcialmente	Baixa (tem entre 3 e 5 atividades a menos do que considera ideal)	Baixa (entre 20% e 40%)
R3	Igual (até 2% a mais ou a menos)	Indiferente	Suficiente (tem até 2 atividades a mais ou a menos do que considera ideal)	Moderada (entre 41% e 60%)
R4	Maior (de 3% a 6% a mais)	Concordo Parcialmente	Alta (tem entre 3 e 5 atividades a mais do que considera ideal)	Alta (entre 61% e 80%)
R5	Muito Maior (a partir de 7% a mais)	Concordo Totalmente	Muito Alta (tem pelo menos 6 atividades a mais do que considera ideal)	Muito Alta (acima de 80%)

Considerando que *i)* a maioria das variáveis quantitativas não apresentaram padrões normais de distribuição; *ii)* a quantidade de amostras por grupo é pequena – no caso do agrupamento por perfil predominante, um dos grupos era composto por 16 amostras; e *iii)* as demais variáveis dependentes foram medidas utilizando escalas ordinais, as medidas

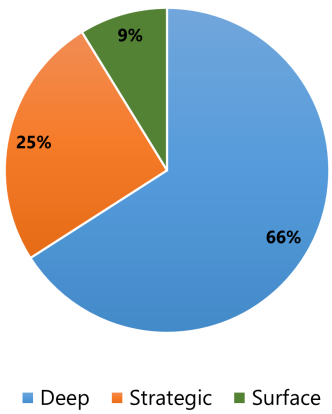
de tendência central e de dispersão adotadas para descrever os dados são a mediana e os intervalos inter-quartílicos e os testes estatísticos indicados para realizar a análise inferencial são os não-paramétricos. De acordo com Dancey e Reidy (2006), estes testes não necessitam da hipótese de normalidade e nem de grandes amostras.

As análises comparativas entre grupos foram realizadas utilizando: para dois grupos, o teste de Mann-Whitney que é indicado para comparação entre dois grupos independentes; e para mais de dois grupos, o teste de Kruskal-Wallis que avalia a hipótese de que vários grupos independentes provêm de diferentes populações (FIELD, 2009) e requer pelo menos que as variáveis sejam medidas em escalas ordinais (SIEGEL; JR, 1975).

4.2.1 Perfil dos participantes

Na primeira Etapa do experimento foi realizada a identificação do *Perfil RASI* dos participantes bem como a classificação do seu *Perfil RASI predominante* a partir do eixo *RASI* de maior índice em seu perfil. Participaram desta etapa 182 estudantes que responderam ao levantamento de *Identificação do Perfil RASI*. Deste total, quanto à predominância dos eixos *RASI* em seus perfis, 120 (66%) foram classificados como *Deep*; 46 (25%) foram classificados como *Strategic*; e 16 (9%) foram classificados como *Surface*. A distribuição dos participantes por perfil predominante está demostrada no gráfico da Figura 19 e a dispersão dos participantes pelas dimensões *RASI* estão demonstradas na Figura 21.

Figura 19 – Classificação dos participantes por perfil predominante



Embora a distribuição por perfil predominante tenha sido proporcionalmente mantida nos grupos Experimental e Controle (Tabela 7), **o número absoluto de participantes em cada perfil é bastante distinto** (*Deep* > *Strategic* > *Surface*). Essa assimetria reduz o poder dos testes não-paramétricos aplicados (Mann–Whitney e Kruskal–Wallis), sobretudo para o perfil *Surface*, e pode contribuir para a ausência de diferenças estatisticamente significativas em algumas comparações. Além disso, mais de dois terços dos

respondentes declararam-se *Deep* (Figura 19). Tal concentração pode indicar *viés de auto-avaliação* (tendência do participante a relatar preferências consideradas mais desejáveis) ou refletir características específicas do contexto institucional. Esses fatores devem ser levados em conta na interpretação dos resultados e na generalização das conclusões do estudo.

A análise de variância realizada para os grupos de perfis predominantes (*Deep*, *Strategic* e *Surface*) utilizando o teste de Kruskal-Wallis apontou que eles se diferem estatisticamente em relação aos valores atribuídos a cada um dos eixos do *Índice RASI* (Tabela 11). O resultado do teste de comparação múltipla para cada um dos valores do *Índice RASI* é apresentado na Tabela 12, no qual constatou-se haver diferença estatisticamente significativa (valor de $p < 0,05$) entre os grupos em relação a cada um dos eixos *RASI*, com exceção apenas para a comparação entre os perfis *Deep* e *Strategic* em relação aos valores do eixo *Deep*. Infere-se, portanto, que a estratégia de classificação dos estudantes por perfil predominante de acordo com o eixo *RASI* de maior valor em seu *Índice RASI* se mostrou eficaz.

Tabela 11 – Resultado do teste de Kruskal-Wallis para os valores do *Índice RASI*

	χ^2	df	p
Índice *Deep*	36.4	2	< 0.001
Índice *Strategic*	87.3	2	< 0.001
Índice *Surface*	29.6	2	< 0.001

Tabela 12 – Comparação múltipla para os valores do *Índice RASI*

Variável	**Grupos**		**W**	**p**
Índice *Deep*	*Deep*	*Strategic*	-3.30	0.052
	Deep	*Surface*	-8.05	<.001
	Strategic	*Surface*	-6.49	<.001
Índice *Strategic*	*Deep*	*Strategic*	11.23	<.001
	Deep	*Surface*	-7.42	<.001
	Strategic	*Surface*	-8.41	<.001
Índice *Surface*	*Deep*	*Strategic*	-3.90	0.016
	Deep	*Surface*	6.45	<.001
	Strategic	*Surface*	6.56	<.001

Ainda, dentre os participantes da primeira Etapa, 103 responderam voluntariamente ao levantamento de *Concordância com o Perfil RASI* no qual analisaram os valores obtidos em cada eixo de seus *Perfil RASI* em termos da significância da pontuação obtida e do grau de concordância com os valores de cada eixo. Quanto à significância dos eixos *RASI* do perfil, os alunos analisaram se o valor atribuído para cada eixo deveria ser maior ou menor em termos percentuais (itens **CP1** a **CP3** da Tabela 9). Portanto, cada estudante considerou as seguintes alterações em cada eixo do *Perfil RASI*: *Muito Menor (a partir de 7 pontos percentuais a menos)*; *Menor (de 3 a 6 pontos percentuais a menos)*; *Igual (até*

2 pontos percentuais a mais ou a menos); *Maior (de 3 a 6 pontos percentuais a mais)*; e *Muito Maior (a partir de 7 pontos percentuais a mais)*. Como pode ser visto na Figura 20 a maioria das respostas reflete que os estudantes consideraram satisfatórios os valores atribuídos para o seu perfil. Dentre aqueles que discordaram, os estudantes consideraram em grande parte que os valores dos eixos deveriam ser ainda maiores.

Figura 20 – Significância do Eixo *RASI*

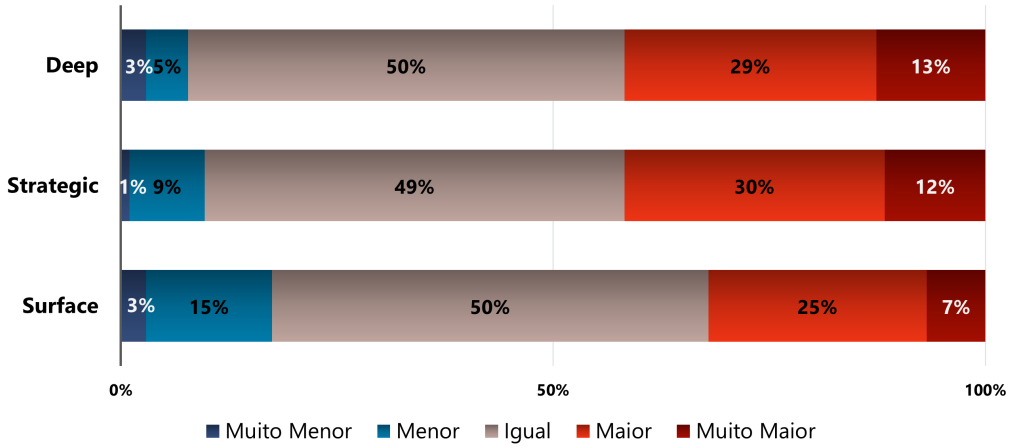
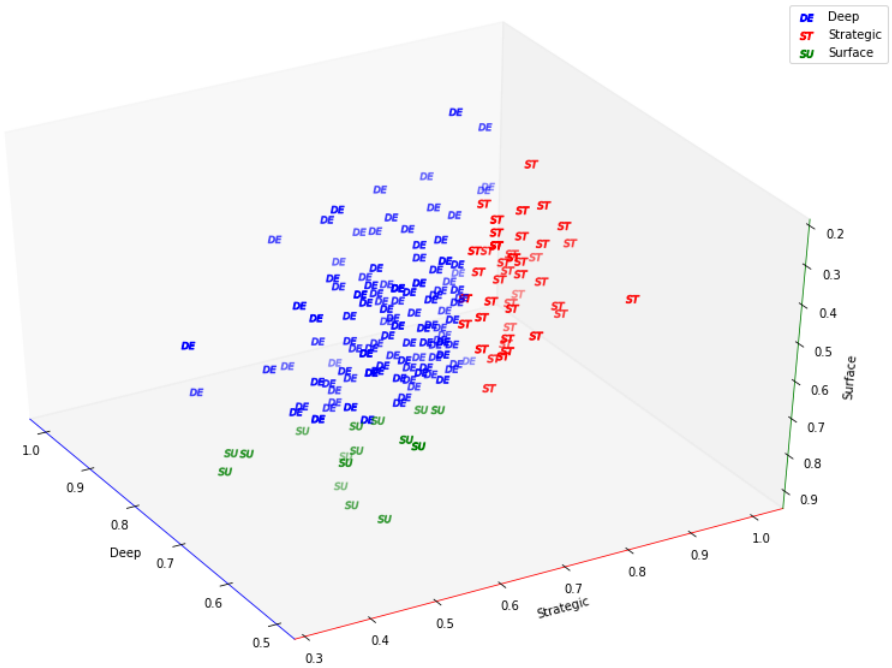


Figura 21 – Dispersão dos participantes pelos eixos *RASI*



Da mesma forma, os participantes manifestaram o quanto concordavam com os valores atribuídos a cada eixo *RASI* de seu perfil (itens **CP4** a **CP6** da Tabela 9), relativamente às opções: *Concordo Totalmente*; *Concordo Parcialmente*; *Indiferente*; *Discordo Parcialmente* e *Discordo Totalmente*. Novamente, a concordância dos estudantes com o seu perfil pode ser detectada em relação às três abordagens de estudo, como pode ser observado

na Figura 22. A discordância máxima encontrada foi quanto ao eixo *Surface*, com 30% entre *Discordo Parcialmente* e *Indiferente* e nenhum participante *discordou totalmente* dos eixos de seu perfil.

Uma comparação entre os grupos de perfis predominantes foi realizada para as variáveis **CP1** a **CP6** da Tabela 5 utilizando o teste de Kruskal-Wallis o qual não apontou diferença significativa entre eles, corroborando a análise descritiva realizada quanto à concordância com o *Perfil RASI*.

Tabela 13 – Resultado do teste de Kruskal-Wallis para as variáveis CP1 a CP6

	χ^2	**df**	**p**
CP1	2.382	2	0.304
CP2	2.841	2	0.242
CP3	2.229	2	0.288
CP4	0.702	2	0.704
CP5	2.929	2	0.231
CP6	3.373	2	0.185

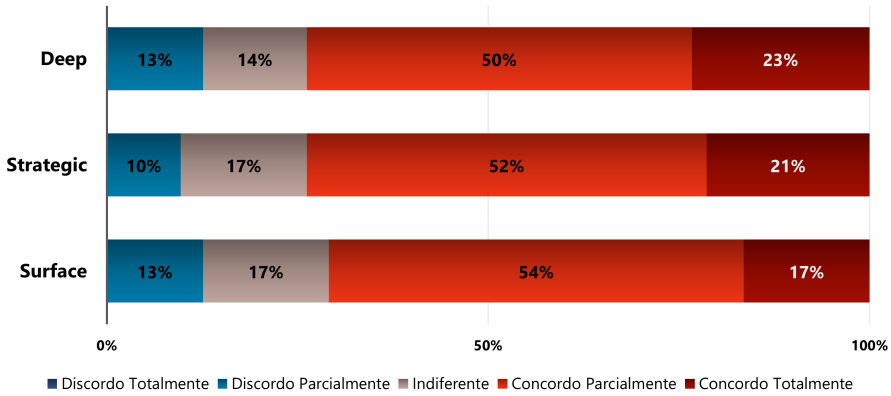
Tomando-se o desvio padrão dos índices *RASI* de cada participante, pode-se analisar a variabilidade dos grupos em relação a esta medida. Observa-se que o grupo *Deep* apresenta respostas mais agrupadas, refletindo maior homogeneidade interna; o grupo *Strategic* exibe amplitude de valores mais ampla, indicando heterogeneidade; e o grupo *Surface* situa-se entre esses extremos, com variabilidade moderada. Essa diferença de dispersão ajuda a explicar o menor poder dos testes não-paramétricos para o perfil *Surface*, sobretudo diante da concentração de participantes no perfil *Deep*.

A análise da significância dos eixos *RASI* (Figura 20) mostra que, para todos os perfis — *Deep*, *Strategic* e *Surface* —, a maioria dos estudantes considerou o percentual atribuído igual ao que esperavam, com um segundo grupo expressivo sugerindo que os valores poderiam ser ainda maiores. Respostas indicando percentuais inferiores foram pouco frequentes. Por sua vez, o grau de concordância com esses percentuais (Figura 22) revela que a maior parte dos participantes concordou parcial ou totalmente com os valores atribuídos ao seu perfil, evidenciando confiança na caracterização *RASI* obtida, enquanto discordâncias totais ou parciais permaneceram em níveis reduzidos.

4.2.2 Sequenciamento de ações pedagógicas

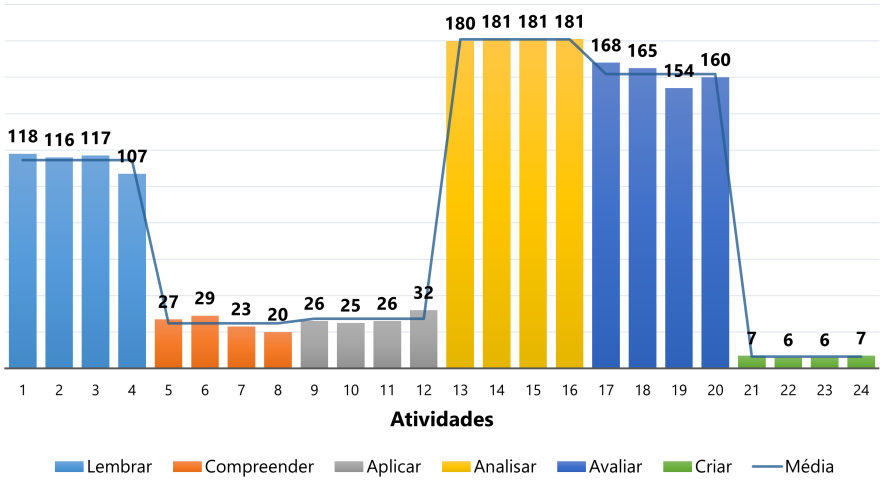
A partir do levantamento dos perfis dos estudantes e utilizando-se os seus *Índices RASI*, foi realizado o sequenciamento das ações pedagógicas utilizando o PSO. De acordo com a abordagem adotada, o sequenciamento das ações foi realizado considerando o processo cognitivo do estudante de acordo com a estrutura da TBR. Para isto, a similaridade entre a sequência de ações e o perfil do estudante foi medida utilizando o mapeamento entre as categorias da TBR e as dimensões do RASI.

Figura 22 – Concordância com o Eixo *RASI*



No processo de sequenciamento foram geradas 182 sequências de ações, uma para cada estudante que teve seu perfil identificado na Etapa 1. As 24 ações disponíveis para comporem as sequências foram selecionadas um total de 2062 vezes. O gráfico da Figura 23 apresenta a quantidade de sequências em que cada ação pedagógica foi incluída. Percebe-se que as diferentes ações de uma mesma categoria da Dimensão do Conhecimento da TB foram selecionadas de forma homogênea, demonstrando a aleatoriedade do algoritmo e a não distinção entre as ações de uma mesma categoria desta dimensão da TBR.

Figura 23 – Quantidade de ações sequenciadas



As sequências foram compostas majoritariamente por ações pertencentes às categorias *Lembrar*, *Analisar* e *Avaliar* das quais derivaram 88,65% das ações sequenciadas, como pode ser observado na Figura 24. No mapeamento realizado entre a TB e o *RASI*, essas categorias compõem, em média, 69,17% dos perfis *RASI*. Uma comparação entre o mapeamento e a composição das sequencias geradas pode ser verificada na Figura 25, demonstrando a equivalência entre o mapeamento realizado e o resultado do processo de otimização.

A distribuição das ações pedagógicas também pode ser observada em relação a cada

Figura 24 – Percentual de ações sequenciadas por categoria da TB

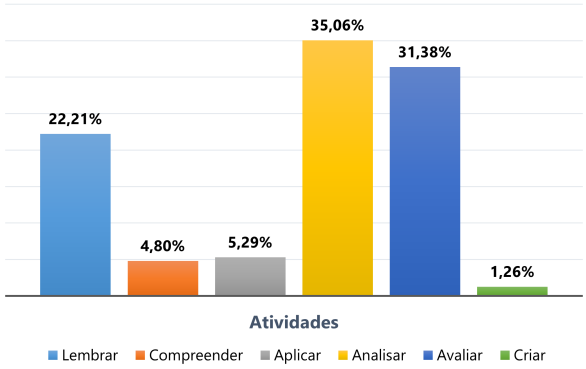
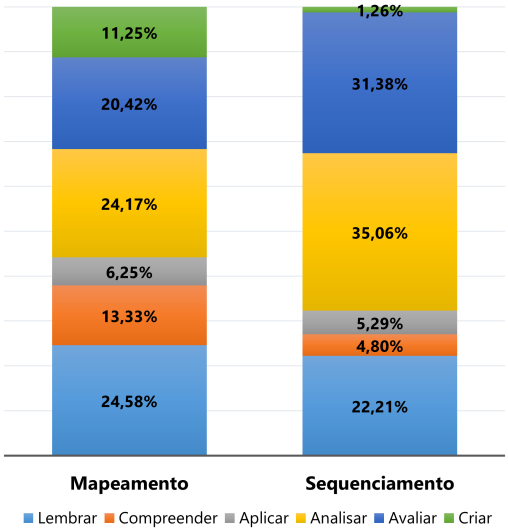


Figura 25 – Comparação entre o mapeamento TB x *RASI* e o sequenciamento



perfil *RASI* predominante de acordo com as categorias da Dimensão do Processo Cognitivo da TB, conforme apresentado na Figura 26. Em comparação ao mapeamento realizado entre os eixos *RASI* e as categorias da Dimensão do Processo Cognitivo da TB, pode-se observar que, de acordo com a Figura 27: todas as ações sequenciadas para o perfil *Deep* foram distribuídas pelos níveis atribuídos; para o perfil *Strategic*, nenhuma ação foi recomendada para o nível *Criar*; e para o perfil *Surface* a maioria (82%) das ações foram distribuídas pelos níveis de preferência do perfil, com recomendações para uma categoria inesperada (*Avaliar*) e nenhuma recomendação para a categoria *Compreender*.

No processo de otimização, o eixo *RASI* predominante do perfil do estudante é utilizado para atribuição de penalidade. No entanto, a similaridade entre a sequência e o perfil do estudante pondera os valores de todos os eixos que compõem seu *Perfil RASI*. Nesta perspectiva, a análise da qualidade das sequências pode ser realizada agrupando-se as categorias da Dimensão do Conhecimento da TB em níveis de relevância (*Alta*, *Moderada* e *Baixa*) em relação a cada eixo *RASI*. Desta forma, as 2 categorias com menores índices em cada eixo *RASI* foram classificadas como de *Baixa* relevância para o perfil, ao passo

Figura 26 – Percentual de ações sequenciadas por perfil predominante

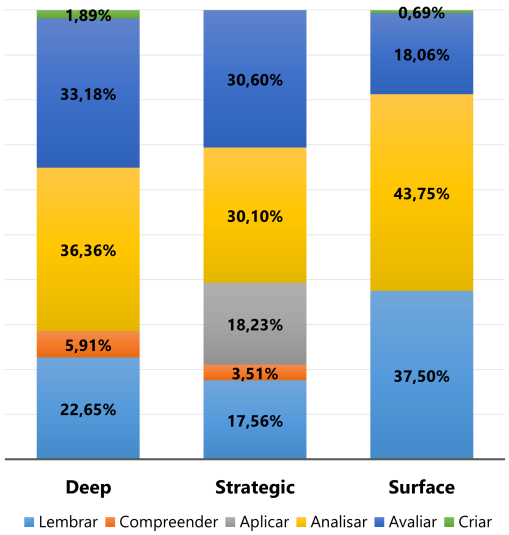
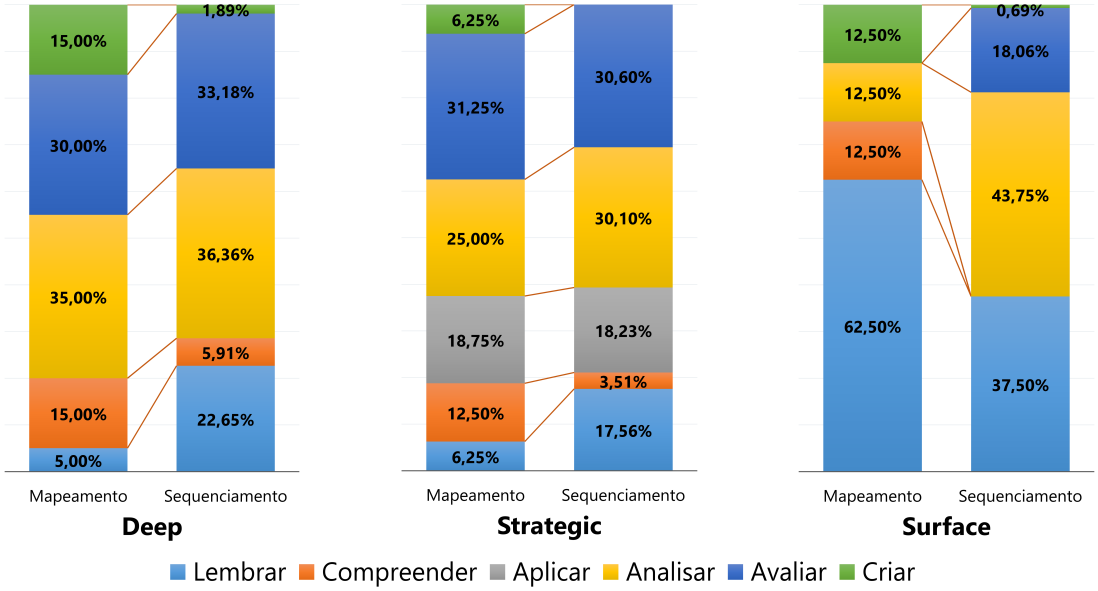


Figura 27 – Comparação entre o sequenciamento e os perfis*RASI*



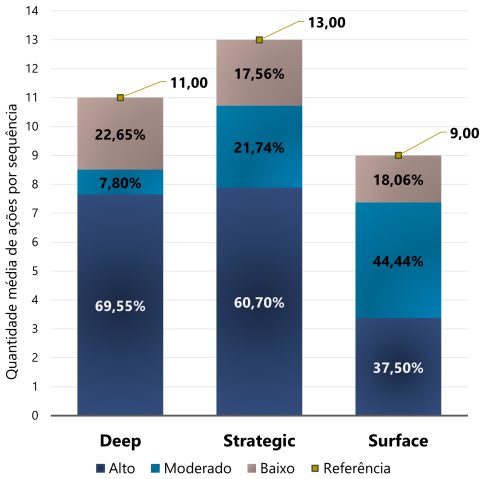
que as duas categorias com os índices mais relevantes foram classificadas como sendo de *Alta* relevância. As demais categorias foram classificadas como de relevância *Moderada*, com exceção para o eixo *Surface* em que o agrupamento apresentou 1 categoria de *Alta* relevância e 3 com relevância *Moderada*, conforme apresentado na Tabela 14.

Neste sentido, a Figura 28 apresenta a distribuição das ações sequenciadas de acordo com seu nível de relevância e a quantidade média de ações sequenciadas para cada perfil predominante. Como a maioria das ações sequenciadas concentrou-se nas categorias da TB mais relevantes para o eixo predominante no *Perfil RASI* do estudante demonstrando percebe-se que há uma tendência em recomendar atividades de alta relevância em detrimento daquelas de moderada ou baixa relevância. É possível observar, também na Figura 28, que a quantidade média de ações sequenciadas para cada eixo *RASI* é igual aos valores

Tabela 14 – Relevância dos categorias da TB para cada eixo *RASI*

	Deep	***Strategic***	***Surface***
Alto	Analisar Avaliar	Analisar Avaliar	Lembrar
Moderado	Compreender Criar	Compreender Aplicar	Compreender Analisar Criar
Baixo	Lembrar Aplicar	Lembrar Criar	Aplicar Avaliar

Figura 28 – Ações sequenciadas por grau de relevância para cada perfil *RASI*



de referência utilizados no processo de otimização. Estas constatações demonstram a convergência das funções-objetivo no sequenciamento das ações relativamente à similaridade e à quantidade adequada ao perfil do estudante.

4.2.3 Percepção dos estudantes sobre as recomendações

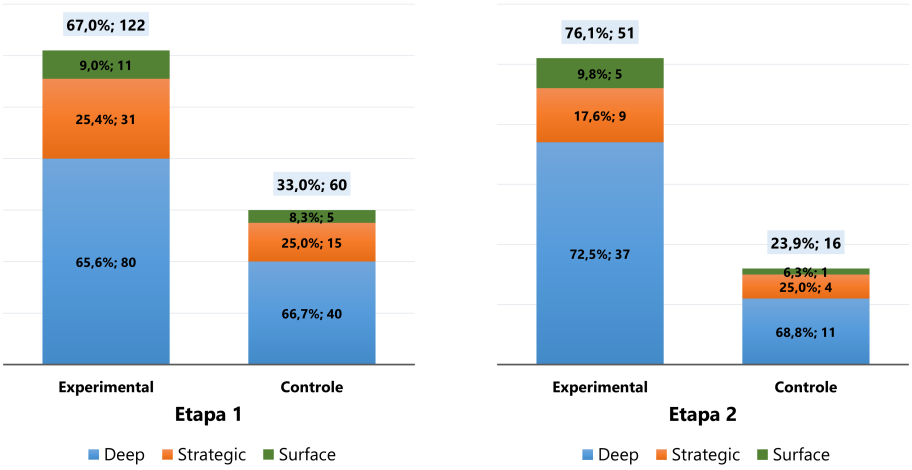
Na Etapa 3 do experimento foram recomendadas sequências de atividades pedagógicas para todos os participantes da Etapa 1. Dois grupos receberam recomendações pedagógicas geradas a partir de diferentes métodos: aos 122 participantes do grupo Experimental foram recomendadas sequências geradas pelo PSO, enquanto aos 60 participantes do grupo Controle foram apresentadas sequências de atividades geradas aleatoriamente. O mapeamento entre as ações pedagógicas sequenciadas na Etapa 2 e as atividades que compuseram as recomendações foi realizado com base na Taxonomia Digital de Bloom, conforme apresentado na seção 2.2.3.

Os critérios avaliados pelos alunos foram: i) Avaliação do número de atividades recomendadas, na Figura 7a; ii) Grau de concordância com as atividades, na Figura 7b; iii) Possibilidade de realizar todas as atividades, na Figura 7c.

4.2.3.1 Análise descritiva das respostas dos participantes

Dentre os estudantes para os quais foram enviadas as recomendações pedagógicas, responderam voluntariamente ao levantamento de *Satisfação com a Recomendação*: 51 participantes do grupo experimental, sendo 37 do perfil *Deep*, 9 do perfil *Strategic* e 5 do perfil *Surface*; 16 participantes do grupo Controle, sendo 11 do perfil *Deep*, 4 do perfil *Strategic* e 1 do perfil *Surface*. A Figura 29 apresenta a distribuição dos participantes entre os grupos nas Etapas 1 e 3. Nota-se que a proporção de amostras resultante no grupo Controle reduziu em relação ao planejado na Etapa 1, sendo representado por 23,9% do total.

Figura 29 – Composição dos grupos experimentais



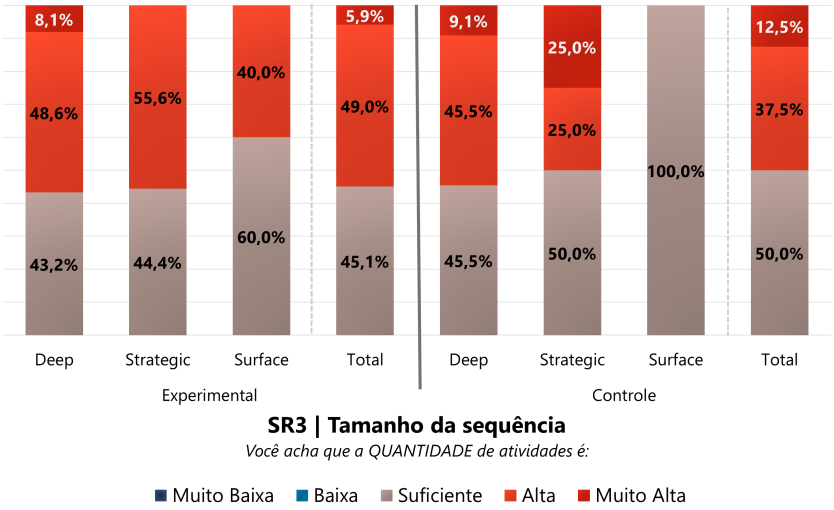
Avaliação da quantidade de atividades (SR3)

No item **SR3** (Tabela 9) do levantamento os participantes responderam ao questionamento *Você acha que a quantidade de atividades é:*, como apresentado na Figura 30. Esta questão é relacionada à percepção do estudante sobre o tamanho da sequência recomendada e está diretamente associada à qualidade do segundo objetivo do algoritmo PSO, que busca otimizar o número de ações sequenciadas de acordo com o perfil do aluno.

No grupo Controle 12,5% dos participantes consideraram o tamanho da sequência *Muito Alto* enquanto no grupo Experimental 5,9% tiveram esta mesma avaliação e nenhum participante considerou que a quantidade de atividades na recomendação era *Baixa* ou *Muito Baixa*. Na avaliação geral, 45,1% do grupo Experimental considerou o tamanho da sequência *Suficiente*, enquanto metade do grupo Controle teve esta mesma percepção. Ao avaliar separadamente os perfis predominantes no grupo Experimental, percebe-se que o perfil *Surface*, que teve o menor valor médio de ações sequenciadas (9 ações), apresentou uma tendência maior de considerar *Suficiente* a quantidade de atividades recomendadas.

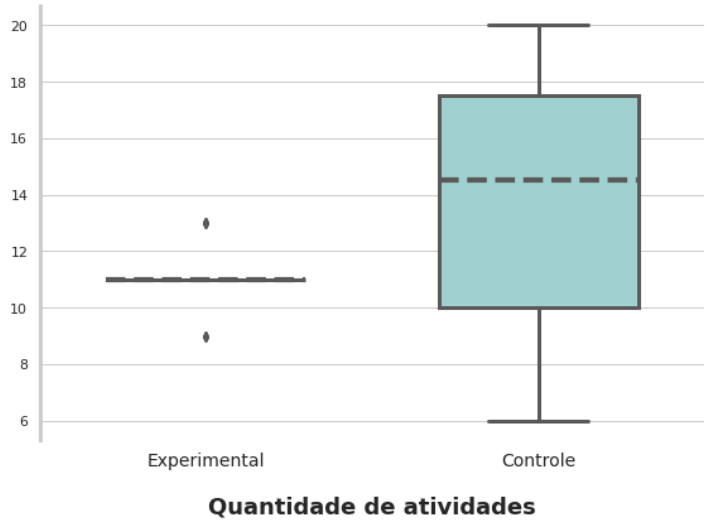
A Figura 31 demonstra que houve grande variabilidade na quantidade de atividades recomendadas para os participantes do grupo Controle (entre 6 e 20 atividades), en-

Figura 30 – Avaliação sobre o tamanho da sequência



quanto as recomendações para o grupo Experimental recebeu estritamente a quantidade de atividades referenciada para cada perfil predominante (*Deep* = 11, *Strategic* = 13 e *Surface* = 9). Neste sentido, é positiva a percepção reduzida dos participantes do grupo Experimental de que a quantidade de atividades na sequência é *Muito Alta*.

Figura 31 – Quantidade de atividades recomendas por grupo experimental

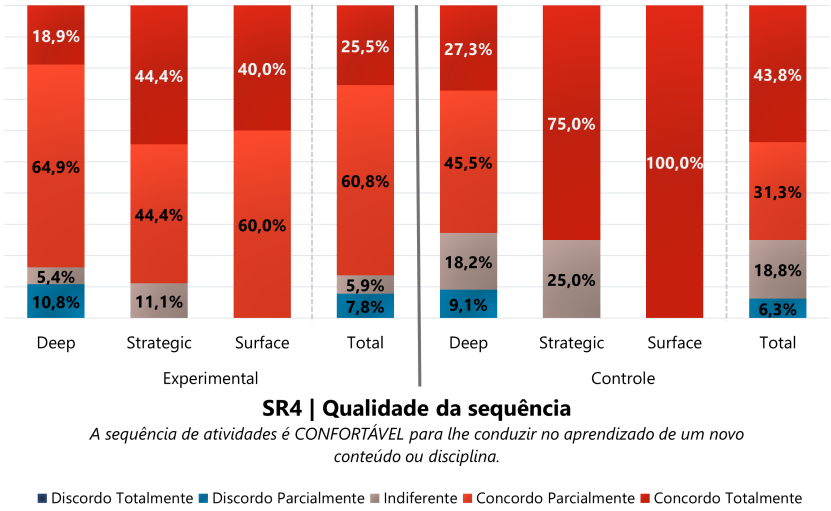


Observa-se que o algoritmo PSO cumpriu o requisito de controlar a quantidade de ações pedagógicas de acordo com o indicado para cada perfil predominante. No entanto, uma análise futura mais detalhada dos resultados pode colaborar com a adequação dos valores de referência da quantidade de atividades para cada perfil de estudante, pois mais da metade dos participantes consideraram que a quantidade recomendada era mais que *Suficiente*.

Avaliação do conforto da sequência (SR4)

O item **SR4** (Tabela 9) do levantamento está relacionado à qualidade da sequência de atividades oferecida aos estudantes e está associado diretamente o primeiro objetivo do algoritmo PSO que busca sequenciar ações pedagógicas mais compatíveis com o perfil *RASI* do estudante. Neste item os participantes tiveram que informar o quanto concordavam com a afirmação de que *a sequência de atividades era confortável para lhe conduzir no aprendizado de um novo conteúdo ou disciplina*, como apresentado na Figura 32.

Figura 32 – Avaliação sobre a qualidade da sequência



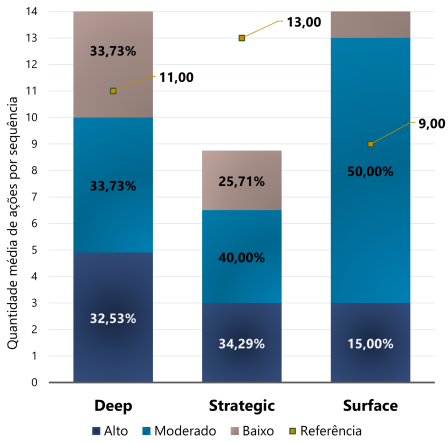
No grupo *Experimental* 86,3% dos participantes *concordaram (parcialmente ou totalmente)* que a sequência das atividades recomendadas era confortável para lhes conduzir na aprendizagem daquela unidade de ensino. Este resultado é melhor do que o observado na percepção dos participantes que receberam recomendações geradas aleatoriamente, o que se apresenta como um bom resultado para o sequenciamento gerado pelo PSO.

Em relação às recomendações avaliadas pelo grupo *Controle* a Figura 33 demonstra, com exceção para o nível *Surface* que representa a recomendação de uma única amostra, que houve aleatoriedade na distribuição das atividades pedagógicas pelos níveis de relevância dos perfis. Portanto, verifica-se que o algoritmo PSO cumpriu o requisito de controlar a qualidade das ações pedagógicas de acordo com o indicado para cada perfil predominante.

Avaliação da expectativa de realização das atividades (SR5)

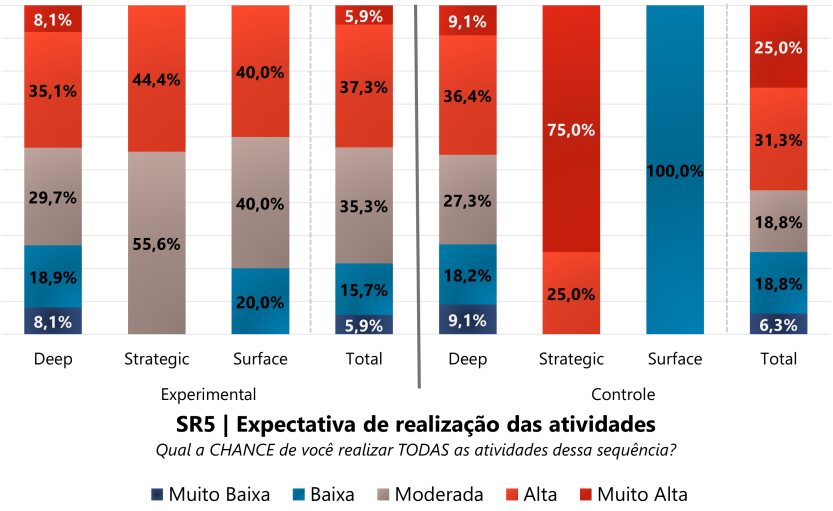
O item **SR5** (Tabela 9) foi colocado com o objetivo de avaliar tanto a percepção do estudante sobre a qualidade da recomendação quanto sobre o tamanho da sequência. Neste item os participantes tiveram que informar a probabilidade de realizar todas as atividades propostas na recomendação pedagógica, como apresentado na Figura 34.

Figura 33 – Relevância das recomendações avaliadas pelo grupo Controle



No grupo *Experimental* a maioria das respostas (78,4%) se concentrou em *Moderada*, *Alta* ou *Muito Alta* para as recomendações geradas pelo algoritmo PSO. Esses resultados foram ligeiramente melhores do que os observados na recomendação de atividades geradas aleatoriamente.

Figura 34 – Avaliação sobre a expectativa de realização

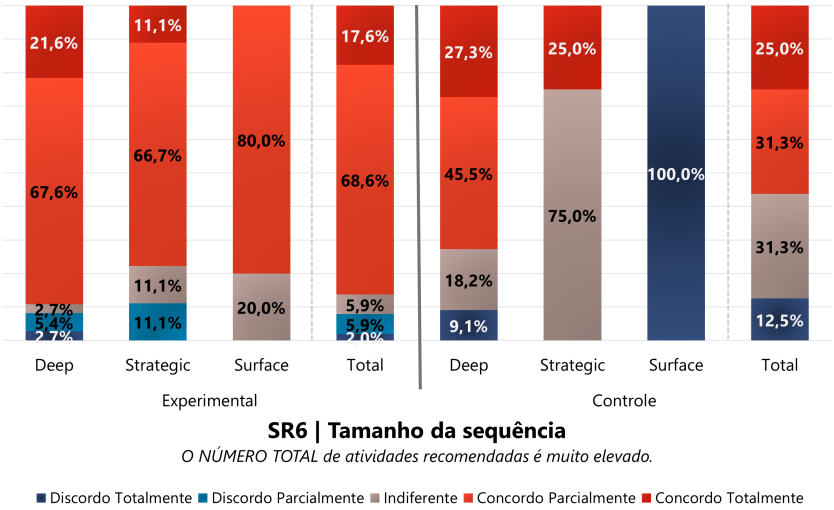


Avaliação da dificuldade das atividades (SR6)

A variável dependente **SR6** (Tabela 9) pretendia validar com a variável *SR3* a percepção do estudante em relação ao tamanho da sequência. Neste item os participantes deveriam informar o quanto concordavam com a afirmação de que *a quantidade total de atividades recomendadas na sequência era muito elevada*, como apresentado na Figura 35.

Uma maior concordância com a afirmação de que a sequência possuía um tamanho elevado ocorreu dentre os participantes do grupo Experimental que apresentou 86,3% de *concordância parcial ou total* com a afirmação. As avaliações do grupo controle se

Figura 35 – Avaliação confirmatória sobre o tamanho da sequência



distribuíram de forma mais homogênea entre os graus de concordância, o que pode ser explicado pela maior variabilidade no tamanho das sequências recomendadas para este estrato, como demonstrado na Figura 31.

Com o objetivo de confirmar a opinião dos participantes sobre a quantidade de atividades recomendadas nas sequências, foi realizado o teste de Spearman entre as variáveis **SR3** e **SR6** com as amostras dos dois grupos para verificar a existência de correlação entre as respostas. O resultado do teste, conforme demonstrado na Tabela 15, apresentou uma correlação estatisticamente significativa entre estas variáveis. Ao analisar o valor da estatística do teste, percebe-se a existência de um correlação positiva moderada (Figura 36) entre o que o estudante considera sobre a quantidade de atividades na sequência (entre *Muito Baixa* e *Muito Alta*) e o quanto ele concorda com a afirmação de que a quantidade de atividades na sequência é elevado (entre *Discordo Totalmente* e *Concordo Totalmente*).

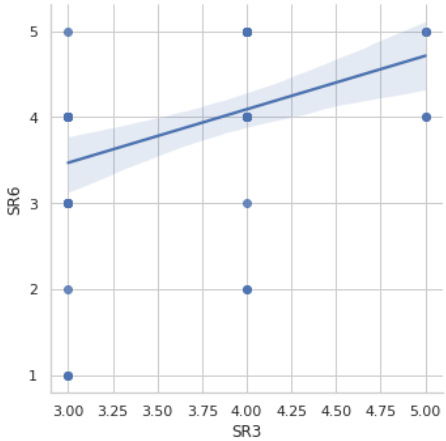
Tabela 15 – Correlação entre SR3 e SR6

		SR3
SR6	Spearman's rho	0.471
	p-value	< 0.001

O mesmo teste de correlação foi executado para as variáveis SR3 a SR6 com o objetivo de verificar a existência de correlação destas variáveis com a quantidade de atividades recomendadas aos participantes. Neste caso, o teste foi aplicado somente à amostra do grupo Controle devido às sequências recomendadas a este grupo não ter tido qualquer critério para determinação do tamanho das sequências.

Os coeficientes de Spearman entre a *Quantidade de atividades* e as variáveis de percepção (SR3–SR6) foram todos negativos, oscilando de –0,145 a –0,369 (Tabela 16). Embora esses valores não tenham ultrapassado o limiar de significância estatística ($p > 0{,}05$), seu

Figura 36 – Correlação entre SR3 e SR6 - Grupo Controle



sinal é coerente com a hipótese de que sequências mais extensas tendem a ser percebidas como menos confortáveis e menos realizáveis. Essa convergência de tendências fornece um indício valioso: mesmo sem significância formal, o padrão observado sugere que otimizar o número de atividades pode contribuir para elevar a aceitação das recomendações. Além disso, a consistência entre os itens (SR3–SR6) reforça a sensibilidade do questionário em captar nuances da experiência do usuário. Em síntese, os resultados oferecem um ponto de partida promissor para ajustes futuros no delineamento — especialmente no que se refere ao balanceamento do tamanho das sequências — e demonstram o potencial da abordagem para gerar insights práticos sobre a percepção dos estudantes.

Tabela 16 – Correlação para a quantidade de atividades - Grupo Controle

		SR3	SR4	SR5	SR6
Quantidade	Spearman's rho	-0.267	-0.220	-0.369	-0.145
	p-value	0.317	0.412	0.160	0.591

Ao avaliar a correlação entre as variáveis SR3 a SR6 para as amostras do grupo Experimental, além da correlação aquelas já reportadas, foram encontradas correlações estatisticamente significantes entre as variáveis SR3 e SR4 e entre a SR4 e a SR5, como demonstrado na Tabela 17. Embora os coeficientes indiquem correlações fracas, é interessante notar as relações que elas estabelecem: a correlação negativa entre SR3 e SR4 indica que os participantes se sentiram menos confortáveis com sequências possuíam maior número de atividades; e a correlação positiva entre SR4 e SR5 mostrou que os participantes tenderam a considerar a realização de sequências que julgaram mais confortáveis.

Para avaliar a percepção dos diferentes grupos de perfis predominantes em relação a cada uma das variáveis aferidas no levantamento de *Satisfação com a recomendação*, foi executado o teste comparativo de Kruskal-Wallis. Como reportado pelo teste na Tabela 18, não foi detectada diferença estatisticamente significante entre os grupos, demonstrando que as percepções dos diferentes grupos de perfis sobre as recomendações se mantiveram

Tabela 17 – Correlação entre SR3 a SR6 - Grupo Experimental

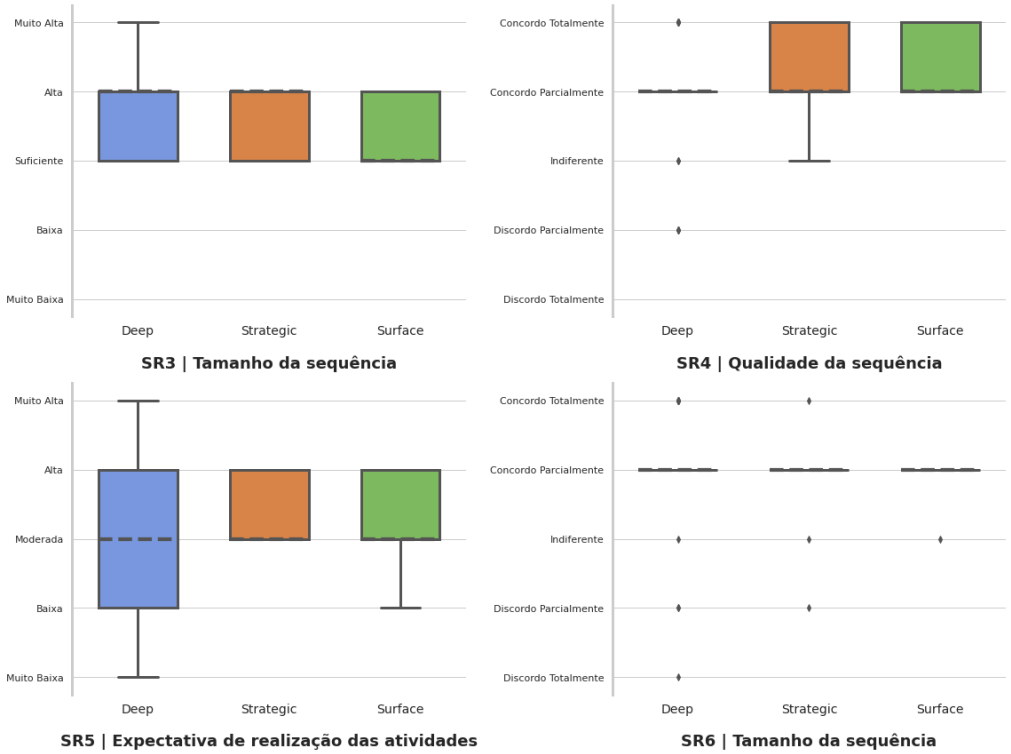
		SR3	SR4	SR5	SR6
SR3	Spearman's rho	—			
	p-value	—			
SR4	Spearman's rho	-0.329*	—		
	p-value	0.019	—		
SR5	Spearman's rho	-0.160	0.336*	—	
	p-value	0.262	0.016	—	
SR6	Spearman's rho	0.343*	-0.244	-0.203	—
	p-value	0.014	0.084	0.153	—

parecidas, ainda que os estudantes tenham recebido sequências personalizadas com base em seus perfis, o que aponta para uma efetividade do sequenciamento gerado pelo algoritmo PSO. Nos gráficos da Figura 37 é possível observar a variação das respostas para cada perfil predominante em relação a cada uma das questões de SR3 a SR6.

Tabela 18 – Comparação entre os grupos de perfis para as variáveis SR3 a SR6

	χ^2	df	p
SR3	0.698	2	0.705
SR4	3.146	2	0.207
SR5	0.407	2	0.816
SR6	1.857	2	0.395

Figura 37 – Variação das respostas para os itens SR3 a SR6 por perfil predominante



4.2.3.2 Análise estatística inferencial das hipóteses

Dado que os resultados alcançados no levantamento de *Satisfação com a recomendação* foram analisados de forma descritiva, testes de comparação entre grupos foram executados a fim de para testar estatisticamente as hipóteses inferenciais elencadas na seção 4.1.1. Para este fim foi utilizado o teste de Mann-Whitney para comparar os grupos Experimental e Controle em relação a cada uma das hipóteses.

H1 – Avaliação da quantidade de atividades (SR3)

Para a hipótese H1 foi testada a hipótese alternativa de que o grupo Controle é maior que o grupo Experimental, uma vez que não houve respostas para as opções *Muito Baixa* e *Baixa* no item **SR3**. O teste de Mann–Whitney comparou o grupo Controle ao Experimental e seu resultado, apresentado na Tabela 19 $U = 404$, $p = 0{,}529$, indica ausência de diferença estatisticamente significativa. Apesar disso, a distribuição das respostas revela um cenário encorajador:

- A mediana em ambos os grupos permaneceu na categoria *Suficiente*, mostrando convergência de percepção.
- A proporção de avaliações extremas foi menor no grupo Experimental: apenas 5,9 % consideraram a sequência *Muito Alta*, ante 12,5 % no Controle.
- O boxplot da Figura 38 confirma grande sobreposição interquartil, sugerindo que o algoritmo conseguiu manter o número de atividades dentro do intervalo considerado adequado pelos estudantes.

Em síntese, embora o teste inferencial não rejeite a igualdade de percepções, o alinhamento das medianas e a menor frequência de avaliações extremas no grupo Experimental apontam para um resultado positivo: o sequenciamento gerado pelo PSO não sobrecarregou os participantes e foi percebido de maneira tão ou mais equilibrada que a sequência aleatória. Estudos com amostras maiores e mais balanceadas poderão detectar diferenças mais sutis e confirmar essa tendência promissora.

Tabela 19 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H1

		Statistic	p[2]
SR3	Mann-Whitney U	404	0.529

A comparação da variabilidade das respostas entre os grupos do experimento está apresentada no gráfico da Figura 38.

[2] H_a $\mu_{Controle} > \mu_{Experimental}$.

Figura 38 – Variabilidade das respostas do item SR3

H2 – Avaliação do conforto da sequência (SR4)

Para a hipótese H2, que testava se o grupo Experimental apresentaria maior concordância em relação à afirmativa de que a sequência de atividades é confortável (item **SR4**), o teste de Mann–Whitney (Tabela 20) indicou ausência de diferença estatisticamente significativa entre os grupos ($U = 374$, $p = 0{,}715$). Apesar disso, a análise descritiva da Figura 39 revela uma tendência favorável ao grupo Experimental, que apresentou maior concentração de respostas nas categorias de concordância parcial e total. Essa distribuição sugere que as sequências geradas pelo algoritmo PSO foram percebidas como mais confortáveis para conduzir o aprendizado, em comparação às sequências aleatórias do grupo Controle. A ausência de significância estatística pode ser atribuída ao tamanho amostral reduzido e à variabilidade interna dos grupos, indicando a necessidade de estudos futuros com amostras maiores para confirmar essa tendência promissora.

Tabela 20 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H2

		Statistic	p[3]
SR4	Mann-Whitney U	374	0.715

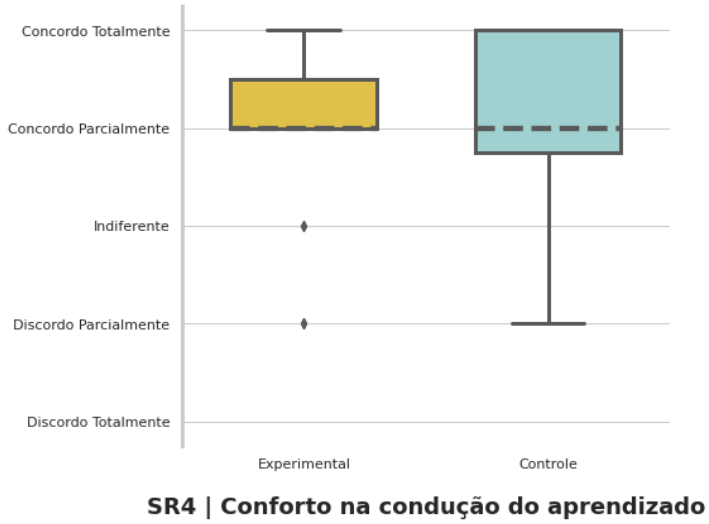
A comparação da variabilidade das respostas entre os grupos do experimento está apresentada no gráfico da Figura 39.

paragraphH3 – Avaliação da expectativa de realização das atividades (SR5)

Para a hipótese H3, que testava se o grupo Experimental apresentaria maior expectativa de realizar todas as atividades da sequência recomendada (item **SR5**), o teste de Mann–Whitney (Tabela 21) não indicou diferença estatisticamente significativa entre os grupos ($U = 343$, $p = 0{,}843$). A mediana do grupo Experimental indica uma expectativa

[3] H_a $\mu_{Controle} < \mu_{Experimental}$.

Figura 39 – Variabilidade das respostas do item SR4



predominantemente entre *Moderada* e *Alta*, enquanto o grupo Controle apresenta uma distribuição mais dispersa, conforme ilustrado na Figura 40.

Apesar da ausência de significância estatística, a análise descritiva sugere que os participantes do grupo Experimental tendem a ter uma expectativa ligeiramente maior de realizar todas as atividades recomendadas em comparação ao grupo Controle. Essa ausência de significância pode ser atribuída ao tamanho amostral limitado e à variabilidade interna dos grupos, indicando a necessidade de estudos futuros com amostras maiores para confirmar essa tendência observada.

Tabela 21 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H3

		Statistic	p[4]
SR5	Mann-Whitney U	343	0.843

H4 – Avaliação da dificuldade das atividades (SR6)

Para a hipótese H4, que testava se o grupo Experimental avaliaria as atividades da sequência como menos difíceis em comparação ao grupo Controle (item **SR6**), o teste de Mann–Whitney (Tabela 22) não indicou diferença estatisticamente significativa entre os grupos ($U = 337$, $p = 0{,}883$). A mediana do grupo Experimental situa-se na categoria *Moderada*, enquanto o grupo Controle apresenta uma distribuição semelhante, conforme ilustrado na Figura 41.

Apesar da ausência de significância estatística, a análise descritiva sugere que a sequência gerada pelo algoritmo PSO proporcionou uma percepção de dificuldade semelhante

[4] H_a $\mu_{Controle} < \mu_{Experimental}$.

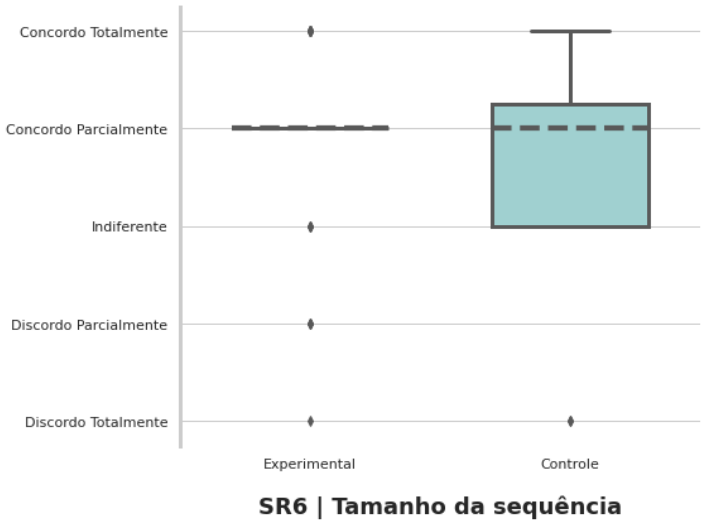
Figura 40 – Variabilidade das respostas do item SR5

entre os grupos, o que pode indicar uma adequação equilibrada das atividades para diferentes perfis de estudantes. Essa ausência de diferença estatística pode ser atribuída ao tamanho amostral limitado e à variabilidade interna dos grupos, recomendando estudos futuros com amostras maiores para melhor avaliação dessa percepção.

Tabela 22 – Teste de Mann-Whitney para a hipótese H4

		Statistic	p[5]
SR6	Mann-Whitney U	337	0.883

Figura 41 – Variabilidade das respostas do item SR6



Com o tamanho amostral disponível — 51 participantes no grupo *Experimental* e 16 no *Controle* — e os tamanhos de efeito observados, classificados como muito pequenos, o

[5] H_a $\mu_{Controle} > \mu_{Experimental}$.

poder dos testes não-paramétricos aplicados (Mann–Whitney e Kruskal–Wallis) permaneceu baixo, reduzindo a probabilidade de detectar diferenças reais entre os grupos e, por consequência, contribuindo para a ausência de significância estatística nos resultados. **Tal limitação de poder se explica, sobretudo, por três fatores principais:** (i) **n reduzido e desequilibrado entre grupos**, o que inflaciona o erro-padrão das medianas; (ii) **heterogeneidade dos perfis de aprendizagem** — 66% *Deep*, 25% *Strategic* e apenas 9% *Surface* —, que aumenta a variância interna e dilui diferenças intergrupais; e (iii) **caráter hipotético da tarefa**, pois as sequências foram apresentadas apenas para avaliação de intenção e não chegaram a ser executadas de fato pelos estudantes (ver Seção 4.1.3.3), situação que tende a ampliar a variabilidade das respostas em escalas *Likert*. Consequentemente, a ausência de significância estatística não implica inexistência de efeito, mas sim que o delineamento atual dispõe de evidência insuficiente para demonstrá-lo com o nível de confiança adotado ($\alpha = 0{,}05$). Estudos futuros que definam previamente um tamanho amostral adequado e garantam uma distribuição mais equilibrada dos perfis de aprendizagem devem oferecer poder estatístico mais elevado e, portanto, maior sensibilidade para detectar os efeitos da abordagem proposta.

Capítulo 5

Conclusão

O objetivo geral deste trabalho de criar uma abordagem para a recomendação de atividades pedagógicas foi alcançado a partir do desenvolvimento do algoritmo PSO que foi capaz de realizar o sequenciamento e da realização dos experimentos de recomendação pedagógica que possibitaram medir a qualidade do sequenciamento a partir da percepção de satisfação dos estudantes.

5.1 Principais Contribuições

Este trabalho apresentou uma abordagem para sequenciar automaticamente ações pedagógicas personalizadas para o aluno. Utilizando duas teorias cognitivas, como a Taxonomia de Bloom Revisada (TBR) e o *Perfil RASI* do aluno, foi possível sequenciar ações independentemente da estrutura curricular, considerando o processo de aprendizagem. Utilizando atividades digitais disponibilizadas pela Taxonomia de Bloom Digital (TBD), foi realizado um experimento de satisfação no qual foram recomendadas sequências de atividades para os alunos a partir das sequências de ações geradas pelo PSO.

Uma contribuição importante deste trabalho diz respeito à viabilidade de recomendações pedagógicas personalizadas por meio de atividades digitais que considerem o *Perfil RASI* de um aluno. Assim, foi demonstrado que a relação estabelecida entre a TBR e o RASI é uma abordagem eficaz para resolver esse problema. A partir dos resultados dos experimentos, concluiu-se que os alunos ficaram satisfeitos com a quantidade e a qualidade das atividades preconizadas pelo PSO.

Nesse sentido, o PSO binário desenvolvido provou ser uma estratégia robusta para o problema de sequenciamento: ele seleciona ações pedagogicamente relevantes, ajusta dinamicamente o número de atividades a cada perfil de aprendizagem e o faz com desempenho satisfatório para cenários adaptativos on-line

5.2 Trabalhos Futuros

Uma limitação importante deste estudo é a assimetria na composição dos perfis RASI: 66% dos participantes declararam-se *Deep*, enquanto apenas 25% e 9% se enquadraram, respectivamente, em *Strategic* e *Surface*. Essa disparidade reduziu o poder estatístico dos testes não-paramétricos, sobretudo no perfil *Surface*, e pode ter contribuído para a ausência de diferenças significativas em algumas comparações. Em trabalhos futuros, recomenda-se adotar estratégias de recrutamento (por exemplo, amostragem estratificada ou cotas) que garantam representatividade equilibrada dos três perfis, permitindo validar se os efeitos observados aqui se mantêm em populações mais homogêneas.

Os sistemas baseados em conhecimento tendem a funcionar melhor do que outros no início de sua implantação, mas devem estar equipados com componentes de aprendizado para não serem superados por outros métodos superficiais (RICCI; ROKACH; SHAPIRA, 2015). Neste sentido, os valores de referência dos objetivos de otimização podem ser aprimorados a partir dos resultados da pesquisa de satisfação.

Outro ponto que pode ser explorado é o desenvolvimento de uma ferramenta para integração do sequenciador a um AVA, de modo a automatizar tanto a identificação do perfil do estudante e a geração das recomendações pedagógicas quanto a avaliação longitudinal de seu impacto. Para isso, recomenda-se conduzir experimentos *in situ* em um AVA funcional, coletando métricas de uso efetivo, engajamento, desempenho acadêmico e retenção de conteúdo, de modo a verificar se a percepção de conforto e adequação das sequências se converte em ganhos reais de aprendizagem e participação duradouros.

5.3 Contribuições em Produção Bibliográfica

Os resultados deste trabalho foram a base para a escrita do artigo intitulado *Sequencing and Recommending Pedagogical Activities from Bloom's Taxonomy using RASI and Multi-objective PSO* o qual foi aceito para publicação nos anais da 14ª CSEDU - International Conference on Computer Supported Education e apresentado em abril de 2022.

Referências

AL-MUHAIDEB, S.; MENAI, M. E. B. Evolutionary computation approaches to the curriculum sequencing problem. **Natural Computing**, Springer, v. 10, n. 2, p. 891–920, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11047-010-9246-5>.

ANDERSON, L. W.; KRATHWOHL, D. R. (Ed.). **A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing. A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives**. 2. ed. New York: Allyn & Bacon, 2001. ISBN 978-0801319037.

ARANHA, E.; REIS, T. Delineamentos experimentais em informática na educação. In: JAQUES, P. A. et al. (Ed.). **Metodologia de Pesquisa Científica em Informática na Educação: Abordagem Quantitativa**. [S.l.]: SBC, 2020, (Metodologia de Pesquisa em Informática na Educação, v. 2).

BAPTISTA, M. N.; CAMPOS, D. C. d. **Metodologias de pesquisa em ciências: análises quantitativa e qualitativa**. Rio de Janeiro: LTC, 2007.

BIGGS, J. Enhancing Learning: A Matter of Style or Approach? In: STERNBERG, R. J.; ZHANG, L.-f. (Ed.). **Perspectives on thinking, learning, and cognitive styles**. 0. ed. [S.l.]: Routledge, 2001. p. 73–102. DOI: <https://doi.org/10.4324/9781410605986-4>.

BLOOM, B. S. The 2 sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring. **Educational researcher**, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 13, n. 6, p. 4–16, 1984. DOI: <https://doi.org/10.3102/0013189X013006004>.

BLOOM, B. S. et al. Handbook i: cognitive domain. **New York: David McKay**, 1956.

BROWN, M. et al. **2020 educause horizon report teaching and learning edition**. [S.l.: s.n.], 2020.

CHU, C.-P.; CHANG, Y.-C.; TSAI, C.-C. Pc 2 pso: personalized e-course composition based on particle swarm optimization. **Applied Intelligence**, Springer, v. 34, n. 1, p. 141–154, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-009-0186-7>.

CHURCHES, A. **Bloom's digital taxonomy**. [S.l.]: Australian School Library Association NSW Incorporated, 2010.

COSTA, N. T. da; FERNANDES, M. A. Sequenciamento de ações pedagógicas baseadas na taxonomia de bloom usando planejamento automatizado apoiado por algoritmo

genético. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 29, p. 485–501, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5753/rbie.2021.29.0.485>.

CRESWELL, J. W. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. 3. ed. [S.l.]: Artmed, 2010. ISBN 978-85-363-2300-8.

_____. **Educational Research: Planning, Conducting, and Evaluating Quantitative and Qualitative Research**. 5. ed. [S.l.]: Pearson, 2015.

DANCEY, C. P.; REIDY, J. **Estatística sem matemática para psicologia: usando SPSS para Windows**. Porto Alegre: Artmed, 2006.

DE-MARCOS, L. et al. A new sequencing method in web-based education. In: IEEE. **2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation**. [S.l.], 2009. p. 3219–3225. DOI: <https://doi.org/10.1109/CEC.2009.4983352>.

ENGELBRECHT, A. **Computational Intelligence: An Introduction**. [S.l.]: Wiley, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1002/9780470512517>. ISBN 9780470512500.

ENGELBRECHT, A. P. **Fundamentals of Computational Swarm Intelligence**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006. ISBN 0470091916.

ENTWISTLE, N.; MCCUNE, V. The Conceptual Bases of Study Strategy Inventories. **Educational Psychology Review**, v. 16, n. 4, p. 325–345, dez. 2004. ISSN 1040-726X, 1573-336X. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10648-004-0003-0>.

ENTWISTLE, N.; TAIT, H. Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST) (incorporating the Revised Approaches to Studying Inventory - RASI): Report of the development and use of the inventories. 2013.

ENTWISTLE, N. J.; RAMSDEN, P. **Understanding Student Learning**. [S.l.]: Croom Helm, 1983.

FERRAZ, A. P. d. C. M.; BELHOT, R. V. Taxonomia de Bloom: revisão teórica e apresentação das adequações do instrumento para definição de objetivos instrucionais. **Gestão & Produção**, v. 17, n. 2, p. 421–431, 2010. ISSN 0104-530X. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0104-530X2010000200015>.

FIELD, A. **Descobrindo a estatística usando o SPSS-5**. [S.l.]: Penso Editora, 2009.

GASPAR-CUNHA, A.; TAKAHASHI, R.; ANTUNES, C. H. **Manual de computação evolutiva e metaheurística**. [S.l.]: Imprensa da Universidade de Coimbra/Coimbra University Press, 2012. DOI: <https://doi.org/10.14195/978-989-26-0583-8>.

HERRMANN, K. J.; BAGER-ELSBORG, A.; MCCUNE, V. Investigating the relationships between approaches to learning, learner identities and academic achievement in higher education. **Higher Education**, v. 74, n. 3, p. 385–400, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10734-016-9999-6>.

HUANG, R. **Educational technology a primer for the 21st century**. [S.l.]: Springer, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-13-6643-7>.

INEP. Censo da educação superior 2019. **Apresentação de divulgação dos resultados**, 2020. Disponível em: <https://www.gov.br/inep/pt-br/areas-de-atuacao/pesquisas-estatisticas-e-indicadores/censo-da-educacao-superior/resultados>.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: **Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948 vol.4. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In: IEEE. **1997 IEEE International conference on systems, man, and cybernetics. Computational cybernetics and simulation**. [S.l.], 1997. v. 5, p. 4104–4108. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSMC.1997.637339>.

KENNEDY, J. F.; EBERHART, R. C.; SHI, Y. **Swarm intelligence**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001. (The Morgan Kaufmann series in evolutionary computation). ISBN 978-1-55860-595-4.

KRATHWOHL, D. R. A Revision of Bloom's Taxonomy: An Overview. **Theory Into Practice**, v. 41, n. 4, p. 212–218, nov. 2002. ISSN 0040-5841, 1543-0421. DOI: <https://doi.org/10.1207/s15430421tip4104_2>.

MACHADO, M. d. O. C. et al. Metaheuristic-based adaptive curriculum sequencing approaches: a systematic review and mapping of the literature. **Artif. Intell. Rev.**, Springer Science and Business Media LLC, v. 54, n. 1, p. 711–754, jan. 2021.

MARTINS, A. F. et al. A comparative analysis of metaheuristics applied to adaptive curriculum sequencing. **Soft Computing**, Springer, p. 1–16, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05836-9>.

MARTON, F.; SÄLJÖ, R. On qualitative differences in learning: I—outcome and process*. **British Journal of Educational Psychology**, v. 46, n. 1, p. 4–11, 1976. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.1976.tb02980.x>.

MORAN, J. Educação Híbrida: um conceito-chave para a educação, hoje. In: BACICH, L.; NETO, A. T.; TREVISANI, F. d. M. (Ed.). **Ensino híbrido: personalização e tecnologia na educação**. [S.l.]: Penso Editora, 2015. Capítulo 1.

NKAMBOU, R.; MIZOGUCHI, R.; BOURDEAU, J. **Advances in intelligent tutoring systems**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2010. v. 308. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-14363-2>.

PASK, G. Styles and strategies of learning. **British journal of educational psychology**, Wiley Online Library, v. 46, n. 2, p. 128–148, 1976. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.1976.tb02305.x>.

_____. Learning strategies, teaching strategies, and conceptual or learning style. In: **Learning strategies and learning styles**. [S.l.]: Springer, 1988. p. 83–100. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2118-5_4>.

PUSHPA, M. Aco in e-learning: Towards an adaptive learning path. **International Journal on Computer Science and Engineering**, Engg Journals Publications, v. 4, n. 3, p. 458, 2012.

REIPS, U.-D. Standards for internet-based experimenting. **Experimental Psychology**, v. 49, n. 4, p. 243–256, 2002. DOI: <https://doi.org/10.1026//1618-3169.49.4.243>.

REIS, L. F. M. d. **Sistema de Recomendação Baseado em Conhecimento**. Dissertação (Mestrado) — 00500::Universidade de Coimbra, 2012.

RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B. Recommender systems: introduction and challenges. In: **Recommender systems handbook**. [S.l.]: Springer, 2015. p. 1–34. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_1>.

SELKäLä, A. et al. Web survey entry selection by a mailed invitation letter. **Survey Practice**, v. 14, n. 1, 2021. DOI: <https://doi.org/10.29115/SP-2021-0003>.

SEVERINO, A. J. **Metodologia do trabalho científico**. 23. ed. [S.l.]: Cortez, 2007.

SIEGEL, S.; JR, N. J. C. **Estatística não-paramétrica para ciências do comportamento**. [S.l.]: Artmed Editora, 1975.

SILVA, K. K. A.; BERNARDI, M.; BEHAR, P. A. Avaliação da recomendação pedagógica na educação. In: BEHAR, P. A. (Ed.). **Recomendação pedagógica em educação a distância**. Porto Alegre: Penso, 2019.

SMAILI, E. M. et al. An optimized method for adaptive learning based on pso algorithm. In: IEEE. **2020 IEEE 2nd International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science (ICECOCS)**. [S.l.], 2020. p. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICECOCS50124.2020.9314617>.

STRUNK, K. K.; MWAVITA, M. **Design and Analysis in Educational Research Using Jamovi: ANOVA Designs**. [S.l.]: Routledge, 2021. DOI: <https://doi.org/10.4324/9781003154297>.

SUBIYANTORO, E.; ASHARI, A.; SUPRAPTO, S. Learning Path Recommendation using Hybrid Particle Swarm Optimization. **Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal**, v. 6, n. 1, p. 570–576, 2021. DOI: <https://doi.org/10.25046/aj060161>.

SUNAGA, A.; CARVALHO, C. S. d. As tecnologias digitais no ensino híbrido. **Ensino híbrido: personalização e tecnologia na educação. Porto Alegre: Penso**, p. 141–154, 2015.

TAIT, H.; ENTWISTLE, N. Identifying students at risk through ineffective study strategies. **Higher Education**, Springer, v. 31, n. 1, p. 97–116, 1996. ISSN 1573-174X. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF00129109>.

TAIT, H.; ENTWISTLE, N.; MCCUNE, V. ASSIST: A reconceptualisation of the approaches to studying inventory. In: Chris Rust (Ed.). **Improving Students as Learners**. Oxford: Oxford Centre for Staff and Learning Development, 1998, (Improving Student Learning). p. 262–271.

UNICEF, K. et al. Every child learns: Unicef education strategy 2019-2030. **NY: UNICEF**, p. 23–36, 2019.

VALADAS, S. C. A. T. S.; GONÇALVES, F. R.; FAÍSCA, L. M. Approaches to studying in higher education Portuguese students: a Portuguese version of the approaches and study skills inventory for students. **Higher Education**, v. 59, n. 3, p. 259–275, 2010. ISSN 0018-1560, 1573-174X. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10734-009-9246-5>.

WOOLF, B. P. **Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2010.

ZAWACKI-RICHTER, O. et al. Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education–where are the educators? **International Journal of Educational Technology in Higher Education**, SpringerOpen, v. 16, n. 1, p. 1–27, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>.

Apêndices

APÊNDICE A

Questionários Utilizados no Experimento

Neste apêndice são reproduzidos, na íntegra, os questionários eletrônicos aplicados no Experimento descrito no Capítulo 4: o Questionário de Identificação do Perfil do Estudante e o Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica.

A.1 Questionário de Identificação do Perfil do Estudante

Pesquisa: recomendações pedagógicas e aprendizagem colaborativa

Etapa 1: Questionário de Identificação de Abordagens de Estudo

Apresentação

Conheça a pesquisa na qual você está participando

Olá, estudante!

Você está participando da primeira etapa de uma pesquisa que tem o objetivo de encontrar uma solução eficiente para realizar recomendações pedagógicas em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) por meio da utilização de técnicas de Inteligência Artificial.

Para que seja possível planejar as ações pedagógicas para serem recomendadas no AVA, é necessário conhecer o perfil dos estudantes para os quais as recomenções serão realizadas. Isso será feito por meio da aplicação de um questionário do ASSIST[1] que busca identificar as preferências de estudantes de ensino superior por determinadas abordagens de estudo. O questionário possui 18 questões de múltipla escolha e leva cerca de 15 minutos para ser respondido.

Posteriormente, caso concorde em continuar participando da pesquisa, você receberá recomendações personalizadas de ações pedágogicas e será convidado(a) a fazer uma breve avaliação delas.

Sua participação é muito importante e contribuirá com pesquisas de mestrado e doutorado do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Uberlândia. Caso queira, você pode entrar em contato com os pesquisadores pelo e-mail denisjosealmeida@gmail.com.

Agradecemos sua colaboração!

1 Approaches and Study Skills Inventory for Students

Quero participar

Figura 42 – Página 1 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante.

Pesquisa: recomendações pedagógicas e aprendizagem colaborativa

Etapa 1: Questionário de Identificação de Abordagens de Estudo

UFU

Consentimento

Conheça o protocolo ético e confirme sua participação na pesquisa

Esta pesquisa está autorizada pelo Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Universidade Federal de Uberlândia e segue um protocolo ético.

Portanto, para que você possa participar e dar sua colaboração é necessário que você manifeste sua concordância. Para isso, você precisa ler o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) que está disponível aqui e ter certeza de que está de acordo com a utilização dos seus dados, **de forma anônima**, para fins exclusivamente acadêmicos.

Fique tranquilo(a), **em nenhum momento você será identificado(a)** e os dados coletados serão publicados de forma anônima e agregada, sem possibilidade de identificação de nenhum dos participantes da pesquisa.

Acesse o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)

Nome *

Informe seu nome completo. Essa informação é necessária para preenchimento do TCLE.

Matrícula no curso *

O número de matrícula é necessário para que seja possível identificar seus dados, caso você queira removê-los da pesquisa.

E-mail *

exemplo@exemplo.com

exemplo@exemplo.com

Informe seu e-mail para que você receba suas respostas e possa ser contactado nas próximas etapas da pesquisa.

Forma de contato alternativa

Caso queira, você pode informar outra forma de contato além do e-mail (por ex.: telefone, Whatsapp, Skype etc.)

☐ Afirmo que possuo 18 anos ou mais.

☐ Concordo em participar da pesquisa e estou ciente sobre o uso anônimo de meus dados para fins acadêmicos.

Ao clicar no botão **Responder questionário** você receberá uma cópia preenchida do TCLE e terá acesso ao questionário.

Voltar | Responder questionário

Figura 43 – Página 2 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante.

Pesquisa: recomendações pedagógicas e aprendizagem colaborativa

Etapa 1: Questionário de Identificação de Abordagens de Estudo

UFU

Questionário

Identificação de abordagens de estudo do estudante

Este questionário é um instrumento utilizado para identificar a tendência do estudante em adotar as abordagens **surface** (superficial), **strategic** (estratégica) e **deep** (profunda) no estudo e na aprendizagem.

As perguntas estão relacionadas ao seu curso e, para que o resultado seja consistente, você deve respondê-las com atenção e honestidade.

Vamos lá!

1. Frequentemente tenho dificuldade em entender as coisas que tenho que lembrar. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

2. Quando estou lendo um artigo ou livro, procuro descobrir por mim mesmo exatamente o que o autor quer dizer. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

3. Organizo cuidadosamente meu tempo de estudo para fazer o melhor uso dele. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

4. Acho que a maioria do trabalho que faço no curso é pouco interessante ou irrelevante. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

5. Eu trabalho constantemente ao longo do período ou semestre, em vez de deixar tudo para o último minuto. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

6. Antes de começar a resolver um problema ou tarefa, procuro primeiro descobrir o que está por trás deles. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

7. Sou muito bom em me concentrar no trabalho sempre que preciso. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

8. Muito do que estou estudando faz pouco sentido: é como se fossem partes e peças sem relação entre si. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

(a) Primeira parte

9. Eu me esforço muito para estudar porque estou determinado a ter bons resultados. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

10. Quando estou estudando um novo tópico, tento visualizar na minha mente como todas as ideias se relacionam entre si. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

11. Não acho nada difícil me motivar. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

12. Muitas vezes me pego questionando coisas que ouço nas aulas ou leio em livros. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

13. Acho que sou bastante sistemático e organizado quando se trata de revisão para as provas. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

14. Frequentemente sinto que estou me afogando na enorme quantidade de material com que tenho que lidar no curso. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

15. As ideias apresentadas nos materiais de estudo do curso muitas vezes me colocam em uma longa série de pensamentos. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

16. Eu não tenho certeza do que é importante nas aulas, por isso tento anotar tudo o que posso. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

17. Quando leio, examino com cuidado os detalhes para ver se eles estão de acordo com o que está sendo dito. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

18. Muitas vezes me preocupo se algum dia serei capaz de lidar de maneira adequada com o trabalho escolar que tenho que fazer. *
- Concordo Totalmente
- Concordo
- Não concordo nem discordo
- Discordo
- Discordo Totalmente

Voltar | Próxima

(b) Segunda parte

Figura 44 – Página 3 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante.

Pesquisa: recomendações pedagógicas

Etapa 1: Questionário de Identificação de Abordagens de Estudo

Universidade Federal de Uberlândia | Instituto Federal | Instituto Federal

Perfil RASI

O perfil RASI é definido considerando os valores para os eixos **surface** (superficial), **strategic** (estratégica) e **deep** (profunda). Esses eixos dizem respeito a como estudantes abordam a aprendizagem. A definição dos três eixo acima é:

- **SURFACE:** Preferência por atividades que permitem aprender para obter o desempenho necessário em avaliações (opta por realizar mais atividades, porém menos complexas).
- **STRATEGIC:** Preferência por alcançar os melhores resultados por meio de um estudo organizado e otimizando o tempo (opta por realizar apenas as atividades necessárias para obter melhor desempenho em avaliações).
- **DEEP:** Preferência do estudo voltado para atividades de ensino desafiadoras, buscando o significado das coisas (opta por realizar atividades que proporcionem conhecimento aprofundado sobre o conteúdo).

Os percentuais RASI obtidos por você em questionário anterior foram:

SURFACE	35%
STRATEGIC	32%
DEEP	33%

1. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo SURFACE (36%) deveria ser: *

- ◯ Muito Maior *(a partir de 7 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Maior *(de 3 a 6 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Igual *(até 2 pontos percentuais a mais ou a menos)*
- ◯ Menor *(de 3 a 6 pontos percentuais a MENOS)*
- ◯ Muito Menor *(a partir de 7 pontos percentuais a MENOS)*

2. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo STRATEGIC (27%) deveria ser: *

- ◯ Muito Maior *(a partir de 7 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Maior *(de 3 a 6 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Igual *(até 2 pontos percentuais a mais ou a menos)*
- ◯ Menor *(de 3 a 6 pontos percentuais a MENOS)*
- ◯ Muito Menor *(a partir de 7 pontos percentuais a MENOS)*

3. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo DEEP (36%) deveria ser: *

- ◯ Muito Maior *(a partir de 7 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Maior *(de 3 a 6 pontos percentuais a MAIS)*
- ◯ Igual *(até 2 pontos percentuais a mais ou a menos)*
- ◯ Menor *(de 3 a 6 pontos percentuais a MENOS)*
- ◯ Muito Menor *(a partir de 7 pontos percentuais a MENOS)*

4. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo SURFACE (36%), está de acordo com meu perfil de aprendizado. *

- ◯ Concordo Totalmente
- ◯ Concordo Parcialmente
- ◯ Indiferente
- ◯ Discordo Parcialmente
- ◯ Discordo Totalmente

5. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo STRATEGIC (27%), está de acordo com meu perfil de aprendizado. *

- ◯ Concordo Totalmente
- ◯ Concordo Parcialmente
- ◯ Indiferente
- ◯ Discordo Parcialmente
- ◯ Discordo Totalmente

6. Considero que o percentual que me foi atribuído no eixo DEEP (36%), está de acordo com meu perfil de aprendizado. *

- ◯ Concordo Totalmente
- ◯ Concordo Parcialmente
- ◯ Indiferente
- ◯ Discordo Parcialmente
- ◯ Discordo Totalmente

Voltar | Enviar

Figura 45 – Página 4 do Questionário de Identificação do Perfil do Estudante.

A.2 Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica

Figura 46 – Página 1 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica.

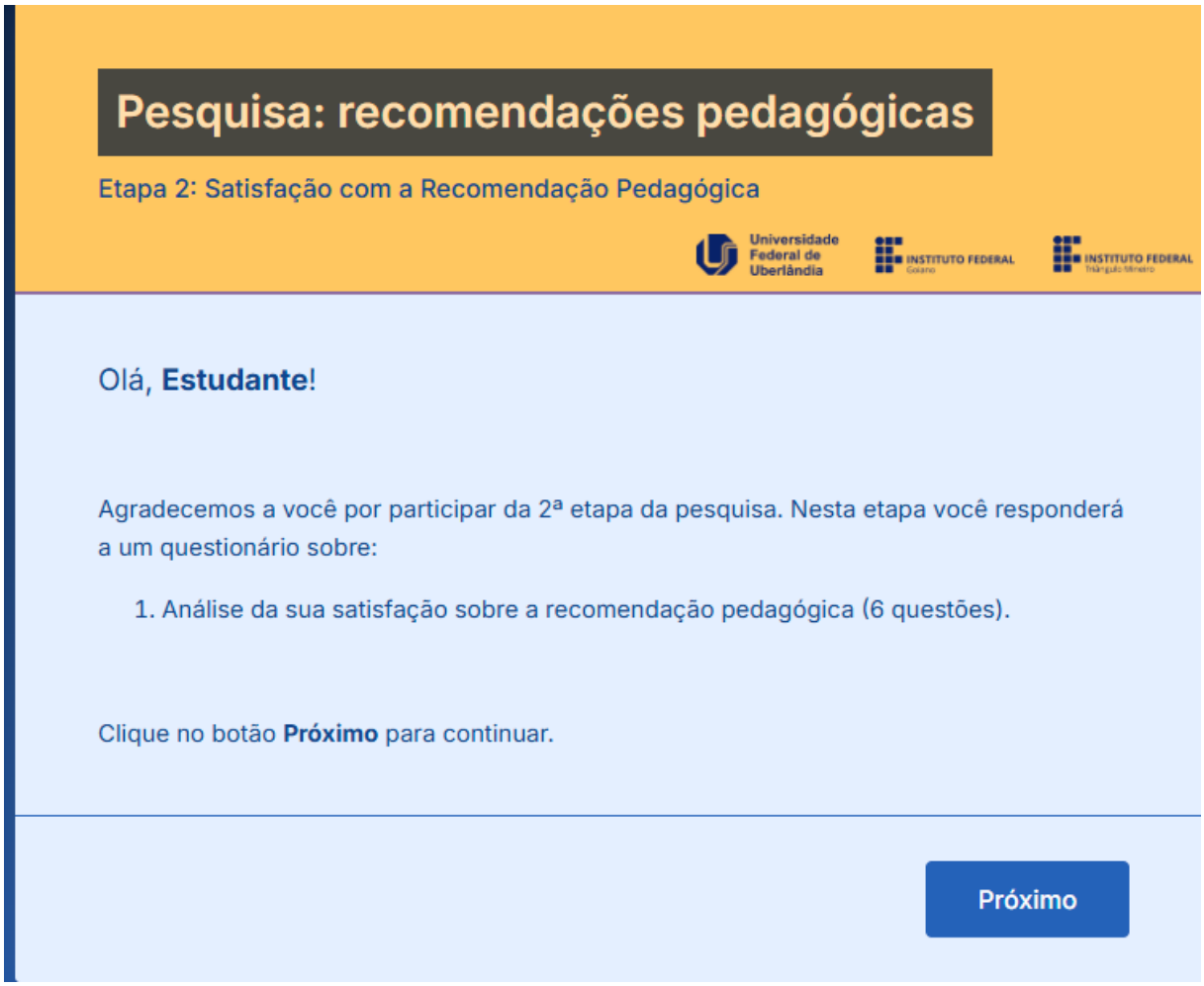


Figura 47 – Página 2 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica.

Pesquisa: recomendações pedagógicas

Etapa 2: Satisfação com a Recomendação Pedagógica

Universidade Federal de Uberlândia | Instituto Federal | Instituto Federal

Recomendação Pedagógica

Com base no questionário RASI que você respondeu há alguns dias, utilizamos uma técnica de Inteligência Artificial para gerar uma sequência de atividades de acordo com seu perfil.

Considere o uso de **TODAS** as atividades na **ORDEM** apresentada em um cenário hipotético de início de uma nova disciplina ou conteúdo. Quanto maior o número da atividade, maior é o nível de aprofundamento exigido nesta.

As atividades recomendadas para você estão listadas na seguinte ordem:

ATIVIDADE	DESCRIÇÃO
1	Ler E-book
2	Postar conteúdo estudado em blogs ou redes sociais
3	Resumir ou destacar trechos em documento digital
4	Organizar mapeamento sobre o conteúdo
5	Estruturar base de dados, por meio de listas e/ou resumos
6	Redigir relatórios com gráficos e/ou planilhas
7	Elaborar diagramas com relacionamento de ideias
8	Participar de discussões, usando ferramentas na Web
9	Interagir com uma rede de contatos, usando ferramentas Web
10	Revisar atividades realizadas em grupo usando ferramentas Web
11	Avaliar conteúdos ou moderar publicações e comentários de redes sociais

Todas as atividades consideram o uso de computador com acesso à Internet e software apropriados para realizá-las.

1. Dentre as atividades recomendadas, informe as 3 (três) que MAIS prefere: *

Informe apenas os NÚMEROS das atividades (separados por virgula). Ex.: 27,31,42

2. Dentre as atividades recomendadas, informe as 3 (três) que MENOS prefere: *

Informe apenas os NÚMEROS das atividades (separados por virgula). Ex.: 25,32,39

3. Você acha que a QUANTIDADE de atividades é: *

- Muito Alta *(tem pelo menos 6 atividades a MAIS do que considera ideal)*
- Alta *(tem entre 3 e 5 atividades a MAIS do que considera ideal)*
- Suficiente *(tem até 2 atividades a MAIS ou a MENOS do que considera ideal)*
- Baixa *(tem entre 3 e 5 atividades a MENOS do que considera ideal)*
- Muito Baixa *(tem pelo menos 6 atividades a MENOS do que considera ideal)*

4. A sequência de atividades é CONFORTÁVEL para lhe conduzir no aprendizado de um novo conteúdo ou disciplina. *

- Concordo Totalmente
- Concordo Parcialmente
- Indiferente
- Discordo Parcialmente
- Discordo Totalmente

5. Qual a CHANCE de você realizar TODAS as atividades dessa sequência? *

- Muito Alta *(acima de 80%)*
- Alta *(entre 61% e 80%)*
- Moderada *(entre 41% e 60%)*
- Baixa *(entre 20% e 40%)*
- Muito Baixa (abaixo de 20%)

6. O NÚMERO TOTAL de atividades recomendadas é muito elevado. *

- Concordo Totalmente
- Concordo Parcialmente
- Indiferente
- Discordo Parcialmente
- Discordo Totalmente

Caso tenha qualquer comentário sobre a sequência de atividades, informe aqui.

Campo não obrigatório...

Essa resposta é opcional.

Voltar | Enviar

Figura 48 – Página 3 do Questionário de Satisfação com a Recomendação Pedagógica.