
Recomendação Automática de Atividades e Rastreamento de Competências do Sujeito Complexo em Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem

Gustavo Prado Oliveira



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Uberlândia
2025

Gustavo Prado Oliveira

**Recomendação Automática de Atividades e
Rastreamento de Competências do Sujeito Complexo
em Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem**

Tese de Doutorado 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 Doutor em Ciência da Computação.

Área de concentração: Ciência da Computação

Orientador: Prof^ª. Dra. Márcia Aparecida Fernandes

Coorientador: Prof^ª. Dra. Jaqueline Maissiat

Uberlândia

2025

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

O48
2025

Oliveira, Gustavo Prado, 1978-
Recomendação automática de atividades e rastreamento de
competências do Sujeito Complexo em Ambientes Virtuais de
Ensino e Aprendizagem [recurso eletrônico] / Gustavo Prado
Oliveira. - 2025.

Orientadora: Márcia Aparecida Fernandes.

Coorientadora: Jaqueline Maissiat.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pós-
graduação em Ciência da Computação.

Modo de acesso: Internet.

DOI <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2025.698>

Inclui bibliografia.

Inclui ilustrações.

1. Computação. I. Fernandes, Márcia Aparecida ,1963-, (Orient.).
II. Maissiat, Jaqueline,1982-, (Coorient.). III. Universidade Federal
de Uberlândia. Pós-graduação em Ciência da Computação. IV.
Título.

CDU: 681.3

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091

Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em 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 - cpqfacom@ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Ciência da Computação				
Defesa de:	Tese, 48/2025, PPGCO				
Data:	08 de Dezembro de 2025	Hora de início:	14:00	Hora de encerramento:	18:00
Matrícula do Discente:	12013CCP003				
Nome do Discente:	Gustavo Prado Oliveira				
Título do Trabalho:	Recomendação automática de atividades e rastreamento de competências do Sujeito Complexo em Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem				
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: Jaqueline Maissiat (Coorientadora) - IFTM, Fabiano Azevedo Dorça - FACOM/UFU, Renan Gonçalves Cattelan - FACOM/UFU, Evandro de Barros Costa - IC/UFAL, Márcia Gonçalves de Oliveira - IFES/Cefor e Márcia Aparecida Fernandes - FACOM/UFU, orientador(a) do(a) candidato(a).

Os examinadores participaram desde as seguintes localidades: Evandro de Barros Costa - Maceió/AL, Márcia Gonçalves de Oliveira - Vila Velha/ES. Os outros membros da banca e o aluno(a) participaram da cidade de Uberlândia.

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

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

Aprovado

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

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 11/12/2025, às 16:31, 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 **Renan Gonçalves Cattelan, Professor(a) do Magistério Superior**, em 11/12/2025, às 23:14, 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 12/12/2025, às 09:35, 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 **Jaqueline Maissiat, Usuário Externo**, em 12/12/2025, às 10:36, 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 **Evandro de Barros Costa, Usuário Externo**, em 12/12/2025, às 10:52, 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 **Márcia Gonçalves de Oliveira, Usuário Externo**, em 15/12/2025, às 00:53, 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 **6894168** e o código CRC **860E3BE8**.

Referência: Processo nº 23117.084762/2025-13

SEI nº 6894168

Este trabalho é dedicado a todos os educadores e estudantes que buscam compreender e explorar as complexidades do processo de ensino e aprendizagem no ambiente digital, na esperança de contribuir para a construção de sistemas educacionais mais personalizados e eficazes.

Agradecimentos

Agradeço de coração a todos que, de alguma forma, contribuíram para o meu sucesso nesta jornada, seja de forma direta ou indireta. Um agradecimento especial à minha querida família: à minha amada esposa e à minha filha, que são minha maior motivação e razão para seguir em frente, e aos meus pais, que sempre me ensinaram que o maior legado que poderiam me deixar é o conhecimento adquirido através do ensino. Manifesto também minha profunda gratidão à minha orientadora, que com sua maestria e dedicação me guiou a realizar este trabalho com excelência, e por quem nutro agora uma sincera e valiosa amizade. À minha co-orientadora, colega de trabalho, deixo um agradecimento especial por me ensinar a enxergar o estudante como um ser complexo no contexto das práticas pedagógicas, algo que ampliou minha visão sobre a importância do ensino. A todos, minha eterna gratidão!

*"O sucesso não é definitivo, o fracasso não é fatal:
é a coragem de continuar que conta."
(Winston Churchill)*

Resumo

Um desafio latente em Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem (AVEA) é a ausência de mecanismos que permitam rastrear, ao longo do tempo, competências de alta ordem — como autonomia, cooperação e metacognição — apesar da abundância de traços de interação registrados nesses ambientes. Esse rastreamento pode subsidiar a orientação do estudo de maneira formativa e personalizada. Nesse contexto, esta tese desenvolve um recomendador automático de atividades pedagógicas para acompanhar e promover competências do *sujeito complexo* na EaD. O desenvolvimento ocorreu em duas etapas integradas. A primeira consistiu na construção e no refinamento da rotulação de múltiplas atividades do Moodle segundo sete competências do sujeito complexo, apoiada por análise quantitativa, resultando em uma matriz atividade×competência validada por educadores experientes no uso do Moodle. Na segunda etapa, projetou-se o recomendador *M-COMPASS*, a partir da adaptação do *Dynamic Key-Value Memory Networks* (DKVMN), incorporando memória dinâmica e mecanismos de atenção. As principais modificações incluem a introdução de sinais comportamentais dos estudantes via consultas SQL e a atenção por competência, que também fundamenta um novo modelo do estudante. Experimentos em três disciplinas de um curso de Licenciatura em Computação indicaram evidências consistentes: (i) a adesão às recomendações associase a melhores desempenhos (correlações positivas intra-módulo e no agregado); (ii) padrões de dose-resposta por competência, com ganhos observáveis tanto no curto prazo quanto no acumulado dos módulos; e (iii) estabilidade de treinamento, com queda regular de *loss* e interpretação de casos individuais por atenção por competência e gráficos radar. As análises também orientaram um ciclo de melhoria do instrumento (diagnóstico Ridge+LOO sobre consultas SQL), reduzindo redundâncias e corrigindo colunas constantes. Como contribuição, apresenta-se um pipeline completo Moodle→SQL→modelo do estudante→recomendação explicável, alinhado à Teoria do Pensamento Complexo, além de uma adaptação do DKVMN para múltiplas competências por atividade, com justificativas pedagógicas.

Palavras-chave: Sistemas de Recomendação Educacionais, Rastreamento de Competências, DKVMN, Teoria do Pensamento Complexo, Moodle, Educação a Distância.

Abstract

A persistent challenge in Virtual Learning Environments (VLEs) is the lack of mechanisms to track, over time, higher-order competencies—such as autonomy, cooperation, and metacognition—despite the abundance of interaction traces recorded in these platforms. Such tracking can support formative and personalized study guidance. In this context, this thesis develops an automatic pedagogical activity recommender to monitor and foster *complex subject* competencies in Distance Education. The work was developed in two integrated stages. First, multiple Moodle activities were constructed and refined through competency labeling based on seven complex-subject competencies, supported by quantitative analysis, resulting in an activity×competency matrix validated by educators experienced with Moodle. Second, the *M-COMPASS* recommender was designed by adapting *Dynamic Key-Value Memory Networks* (DKVMN), incorporating dynamic memory and attention mechanisms. The main modifications include integrating students’ behavioral signals via SQL queries and introducing competency-level attention, which also grounds a new student model. Experiments conducted in three courses within a Computing Teacher Education program provided consistent evidence: (i) adherence to recommendations is associated with better performance (positive intra-module and overall correlations); (ii) competency-level dose–response patterns, with gains observed both in the short term and cumulatively across modules; and (iii) training stability, indicated by a regular decrease in *loss* and interpretable individual cases via competency attention and radar charts. The analyses also supported an instrument-improvement cycle (Ridge+LOO diagnostics over SQL queries), reducing redundancies and correcting constant columns. Overall, the thesis contributes a full Moodle→SQL→student model→explainable recommendation pipeline aligned with Complex Thinking Theory, and a DKVMN adaptation for multiple competencies per activity with pedagogical justifications.

Keywords: Educational Recommender Systems, Competency Tracing, DKVMN, Com-

plex Thinking Theory, Moodle, Distance Education.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Filtragem Baseada em Conteúdo. Fonte: www.z5.ai	46
Figura 2 – Filtragem Colaborativa. Fonte: www.z5.ai	47
Figura 3 – Filtragem Híbrida. Fonte: (REATEGUI; CAZELLA, 2005)	48
Figura 4 – Fluxograma do modelo BKT. Fonte: (YANG et al., 2024)	54
Figura 5 – Modelo DKVMN. Fonte: (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023)	57
Figura 6 – Conceito do método de recomendação apoiado nas competências do Sujeito Complexo - Figura do Autor	89
Figura 7 – Atividades disponíveis no Moodle IFTM	91
Figura 8 – Atividades mais usadas no IFTM	91
Figura 9 – Dados Coletados: (a) Categórico (b) Binário - Fonte: o autor	93
Figura 10 – Fluxo metodológico em dois ramos: (A) análise por notas e vetor binário; (B) análise comportamental com pesos/atenção.	96
Figura 11 – Comparativo entre vetor binário e vetor com pesos de atenção por competência. Fonte: o autor.	99
Figura 12 – Vetor de Atenção por Competência — Estudante 55	107
Figura 13 – Arquitetura do M-COMPASS (adaptado de DKVMN (ZHANG et al., 2017)): dos dados e sinais (SQL) → embeddings e atenção → leitura/atualização de memória → predição \hat{p} e treino (BCE/Adam) → atualização externa de proficiências → recomendações e relatórios.	110
Figura 14 – Número de Classes Atendidas x % Rotulação Compatível - Fonte: o autor	123
Figura 15 – Boxplot: Número de Rótulos Utilizados / atividade - Fonte: o Autor	124
Figura 16 – Dendrograma: Agrupamento dos rótulos da atividade Glossário - Fonte: o autor	124
Figura 17 – Comparação entre o número de estudantes e o nível geral de participação e desempenho. Fonte: O autor	131

Figura 18 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Transdisciplinaridade. Fonte: o autor	133
Figura 19 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Flexibilidade. Fonte: o autor	133
Figura 20 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Criatividade.	134
Figura 21 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Metacognição.	134
Figura 22 – β padronizado — Autonomia.	136
Figura 23 – β padronizado — Cooperação.	136
Figura 24 – β padronizado — Metacognição.	136
Figura 25 – β padronizado — Transdisciplinaridade.	136
Figura 26 – β padronizado — Flexibilidade.	136
Figura 27 – β padronizado — Criatividade.	136
Figura 28 – Percentual de questões respondidas/estudante em cada módulo . . .	143
Figura 29 – Tendência da nota conforme a participação do estudante	144
Figura 30 – Módulo I — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).	147
Figura 31 – Módulo I — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.	147
Figura 32 – Módulo II — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).	148
Figura 33 – Módulo II — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.	148
Figura 34 – Módulo III — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).	149
Figura 35 – Módulo III — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.	150
Figura 36 – Heatmap por estudante (linhas) e dimensões (colunas) combinando <i>adesão às recomendações</i> (% de recomendações seguidas) e <i>desempenho</i> (%) nos três módulos (M1, M2, M3). Colunas típicas: Adesão_M1 , Desemp_M1 , Adesão_M2 , Desemp_M2 , Adesão_M3 , Desemp_M3 . Tons mais claros/altos indicam valores maiores (0–100%).	151
Figura 37 – Trajetória de adesão às recomendações por estudante, do Módulo I ao Módulo III. Linhas ascendentes indicam aumento de adesão; descendentes, redução; horizontais, estabilidade.	152
Figura 38 – Trajetória de desempenho por estudante, do Módulo I ao Módulo III. Linhas ascendentes indicam melhora de desempenho; descendentes, queda; horizontais, estabilidade.	152

Figura 39 – Relação entre adesão média às recomendações (módulos I–III) e desempenho médio, com ajuste polinomial de 2º grau. O coeficiente de Spearman é anotado na figura.	154
Figura 40 – Arquivos de Recomendação do código STwithDKVMN - Fonte: o autor	156
Figura 41 – Parte dos Resultados de desempenho das competências no Módulo 2 usando STwithDKVMN - Figura do Autor	157
Figura 42 – Competências por quartil de adesão — Módulo I (média e IC95% por bootstrap).	160
Figura 43 – Competências por quartil de adesão — Módulo II (média e IC95% por bootstrap).	160
Figura 44 – Competências por quartil de adesão — Módulo III (média e IC95% por bootstrap).	161
Figura 45 – Atividades recomendadas para aluno de Id 55 ao fim do Módulo I. . .	167
Figura 46 – Atividades recomendadas para aluno de Id 55 ao fim do Módulo I. . .	168
Figura 47 – Evolução média das competências do estudante de ID 55 sobre as sete competências.	171
Figura 48 – Evolução média das competências do estudante de ID 55 sobre as sete competências.	172
Figura 49 – Evolução média das competências por módulo. Cada traçado representa a média da turma em um módulo (I, II, III) sobre as sete competências.	172
Figura 50 – Perda por época - Módulo 1	173
Figura 51 – Perda por época - Módulo 2	174
Figura 52 – Perda por época - Módulo 3	174

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparação dos algoritmos que avaliam múltiplas Componentes de Conhecimento e lidam com o esquecimento - fonte: (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023)	56
Tabela 2 – Resposta dos estudantes de ID 389 e 180 às atividades do módulo I .	97
Tabela 3 – Cálculo por competência para os estudantes de ID 389 e 180	98
Tabela 4 – Atividade X Número de Consultas SQL por competência. - Fonte: o autor	100
Tabela 5 – Exemplos de Modelo do Estudante - fonte: o autor	105
Tabela 6 – Hiperparâmetros e configuração da rede neural no M-COMPASS . .	111
Tabela 7 – Configuração de treinamento por módulo no M-COMPASS	112
Tabela 8 – Matriz-Q: mapeamento de atividades × competências	114
Tabela 9 – Rótulos compatíveis considerando a Rotulação Inicial - Fonte: o autor	122
Tabela 10 – Estatísticas sobre as Atividades: (a) Rótulos Utilizados (b) Rótulos Correlacionados - Fonte: o autor	125
Tabela 11 – Rotulação Inicial x Final - Fonte: o autor	125
Tabela 12 – Correlação Pearson: Glossário	127
Tabela 13 – Correlação Pearson: Base de Dados	127
Tabela 14 – Correlação Pearson: Chat	127
Tabela 15 – Correlação Pearson: Escolha/Quiz	127
Tabela 16 – Correlação Pearson: Fórum	127
Tabela 17 – Correlação Pearson: Lição	127
Tabela 18 – Correlação Pearson: Wiki	128
Tabela 19 – Distância Ponderada de Jaccard / Estudante	132
Tabela 20 – Sensibilidade para Resiliência (C0): auto vs. baseline e auto vs. pós-SQL, com deltas (pós – base).	138

Tabela 21 – Concordância com autoavaliação: baseline (pré-SQL) vs. pós-SQL por competência. Valores mostram r e ICC(A,1) com IC95%, além de MAE/RMSE e deltas (pós – base).	140
Tabela 22 – Correlação de Spearman entre conclusão e desempenho dos estudantes em cada módulo e no geral	145
Tabela 23 – Correlação entre adesão às recomendações e desempenho por módulo e no <i>empilhado</i> de todos os registros (Spearman e Kendall) com IC95% via bootstrap pareado. Nota: “Overall” usa as <i>observações</i> de M1–M3 empilhadas ($n = 117$), <i>não</i> médias por estudante.	146
Tabela 24 – Correlação de Spearman. Cada célula: ρ na 1 ^a linha e p -valor na 2 ^a	153
Tabela 25 – Evolução média das competências por módulo e quartil de adesão (média [IC95%]).	158
Tabela 26 – Ganho médio de competência (Δ) por nível de exposição (<i>dose</i>) às atividades recomendadas. Valores em média [IC95%].	161
Tabela 27 – Correlação monotônica entre dose de exposição e ganho de competência (Spearman ρ).	163
Tabela 28 – Correlação de Spearman entre ganhos de competência (Δ M1→M2) por estudante ($n=39$). Cada célula mostra ρ na primeira linha e o p -valor na segunda linha. Legenda: C0=Resiliência, C1=Autonomia, C2=Cooperação, C3=Metacognição, C4=Transdisc., C5=Flexibilidade, C6=Criatividade.	167
Tabela 29 – Resumo do treinamento por módulo: número de épocas (N), perda inicial e final, e variação total da perda, a partir dos gráficos de <i>loss</i> por época.	175
Tabela 30 – Métricas técnicas por módulo e no agregado para monitoramento do M-COMPASS. BCE (erro probabilístico), AUC-ROC (discriminação), Brier (calibração), Acc@0.5 (acurácia a limiar 0.5), NDCG@7 e Prec@7 (qualidade do ranqueamento Top- K , com $K = 7$), e Jaccard@7 (estabilidade entre listas Top- K de módulos consecutivos). Nota: em M1, Jaccard@7 não se aplica por não haver módulo anterior para comparação.	176

Lista de siglas

ABP Aprendizagem Baseada em Problemas

AVEA Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem

CAAE Certificado de Apresentação para Apreciação Ética

DKVMN Dynamic Key-Value Memory Networks (Redes de Memória Chave-Valor Dinâmicas)

EaD Educação à Distância

EP Estratégias Pedagógicas

FBC Filtragem Baseada em Conteúdo

FC Filtragem Colaborativa

HOTS High Order Thinking Skills (Habilidades de Pensamento de Ordem Superior)

IA Inteligência Artificial

IFTM Instituto Federal do Triângulo Mineiro

LMS Learning Management Systems (Sistemas de Gestão de Aprendizagem)

ML Machine Learning

PBL Project Based Learning

SQL Structured Query Language (Linguagem de Consulta Estruturada)

SR Sistemas de Recomendação

TIC Tecnologias da Informação e Comunicação

UAB Universidade Aberta do Brasil

Sumário

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	Motivação	29
1.2	Objetivos e Desafios da Pesquisa	31
1.2.1	Objetivo Geral:	31
1.2.2	Objetivos Específicos:	31
1.3	Hipótese	32
1.4	Organização da Tese	32
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	35
2.1	Teoria do Pensamento Complexo e o Sujeito Complexo	36
2.1.1	Delimitação Conceitual: HOTS, Habilidades e Competências	39
2.1.2	Teoria do Pensamento complexo e sua aplicação na Educação	40
2.1.3	Sujeito complexo e a EaD	43
2.2	Sistemas de Recomendação	45
2.3	Modelo do Estudante	49
2.4	Algoritmos para Recomendação	51
2.4.1	DKVMN: Dynamic Key-Value Memory Network	57
2.4.2	Funcionamento do DKVMN	58
60	subsection.2.4.3	
2.4.4	Implicações para Recomendação Educacional	63
3	ESTADO DA ARTE	65
3.1	Sistemas de Recomendação	69
3.1.1	Contexto educacional e personalização de ensino	69
3.1.2	Integração ao Moodle	71
3.1.3	Alinhamento com Knowledge Tracing	72

3.1.4	Competências do Sujeito Complexo auxiliadas pelas Atividades Pedagógicas	74
3.2	A Teoria do Pensamento Complexo e suas Implicações para a Educação	77
3.3	Rastreamento de Competências (Knowledge Tracing - KT)	80
3.4	Lacuna no Estado da Arte: TPC, Knowledge Tracing e Recomendação no Moodle	81
4	M-COMPASS	87
4.1	Modelo Conceitual da Recomendação baseada na Teoria do Pensamento Complexo	88
4.2	Rotulando Atividades do Moodle (Rotulação Inicial)	90
4.3	Validando a Rotulação de Atividades (Rotulação Final)	92
4.4	Identificando o Modelo do estudante	96
4.4.1	Modelo do estudante utilizando vetor binário	97
4.4.2	Modelo do Estudante com Vetores de Atenção por competência	99
4.5	Adequação do DKVMN para Rastreamento de Competências	107
4.5.1	Processo de Reestruturação do Código	108
4.6	Recomendação de Atividades	112
4.7	Considerações Finais	117
5	EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS	119
5.1	Rotulação Inicial de atividades Moodle	120
5.2	Análise de rotulação das atividades	121
5.2.1	Viés do especialista: intenção pedagógica e consistência interna	122
5.2.2	Viés do perfil do estudante: validação empírica via consultas SQL	127
5.3	Validação do Modelo do Estudante: Baseline e Refinamento	130
5.3.1	Baseline (Pré-SQL): comparação com autoavaliação	131
5.3.2	Diagnóstico e refinamento com consultas SQL	134
5.3.3	Análise comparativa: baseline (pré-SQL) vs. pós-SQL	137
5.4	Impacto com Recomendação de Atividades Rotuladas: Baseline e Refinamento	142
5.4.1	Recomendação — Baseline (vetor binário)	142
5.4.2	Recomendação — Refinamento (consultas SQL)	146
5.5	Rastreando competências com M-COMPASS	155
5.5.1	Rastreamento de competências por adesão e alinhamento de recomendações	158
5.5.2	Métricas de desempenho preditivo, confiabilidade e estabilidade (monitoramento)	175

6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	177
6.1	Avaliação e cumprimento das hipóteses	178
6.2	Principais Contribuições	179
6.2.1	Limitações e direções futuras	181
6.3	Contribuições em Produção Bibliográfica	182
	REFERÊNCIAS	185

APÊNDICES 197

APÊNDICE A	– APENDICES	199
A.1	Agrupamento de Dados: agrupando as atividades	199
A.2	Correlação entre as atividades	202
A.3	Recomendando atividades com Decision Tree	204
A.4	Recomendando atividades com M-COMPASS	206

CAPÍTULO **1**

Introdução

A Sociedade do Conhecimento, de acordo com Hargreaves (2003), é caracterizada pela rápida evolução tecnológica, os avanços científicos e a crescente acessibilidade e velocidade na disponibilidade de informações. Nessa sociedade, as tecnologias digitais desempenham um papel fundamental, proporcionando interatividade, não linearidade e a capacidade de criar experiências de realidade virtual. Essas características têm transformado fundamentalmente a maneira como as pessoas aprendem, acessam informações e constroem conhecimento (HARGREAVES, 2003). Consequência de tal evolução, novas modalidades de ensino vêm surgindo, como, por exemplo, e-learning, web-based learning, open learning e b-learning. As inovações ocorrem geralmente nos processos relacionados às formas de comunicação entre estudante e professor/mediador, na oferta de serviços, além da maneira como os conteúdos são apresentados ao estudante (MONTEIRO; MOREIRA; LENCASTRE, 2015).

Considerando as rápidas evoluções tecnológicas e as emergentes modalidades de ensino, torna-se cada vez mais evidente que o ensino tradicional enfrenta dificuldades em acompanhar as demandas contemporâneas necessárias para facilitar o processo ensino e aprendizagem, visando permitir que o professor atenda de maneira personalizada e satisfatória às necessidades dos estudantes. Diante desse contexto desafiador, voltamos para a teoria do pensamento complexo, elaborada por Morin (MORIN; PAKMAN et al., 1994; MORIN, 1999; MORIN; MOIGNE, 2000; MORIN, 2003; MORIN; CIURANA; MOTTA, 2003; MORIN, 2005), como uma base teórica fundamental para auxiliar na compreensão do processo ensino e aprendizagem, considerando não apenas os aspectos do docente e do discente, mas também o contexto da educação a distância (EaD).

Morin (2003) argumenta que o paradigma adequado para o ensino na Era da Conectividade é o paradigma da complexidade, por ser uma abordagem que envolve a observação crítica e reflexiva da realidade, levando em consideração o contexto em que ocorre e reconhecendo as interconexões entre as partes integrantes de um sistema. Sendo o estudante parte integrante do meio em que se deseja avaliar, é necessário identificar habilidades

pertinentes para considerá-lo como sujeito complexo que, segundo Morin (1994, 1999, 2000, 2003) são: metacognição, resiliência, autonomia, cooperação, transdisciplinaridade, criatividade, afetividade, subjetivação e flexibilidade.

Argumentos mais frequentes, que apontam para o uso da teoria do pensamento complexo, sugerem que a ciência em meio à sua racionalização deve compreender que existem elementos que não podem ser isolados, reduzidos, simplificados, mas sim entendidos como sistemas que interagem entre si e com o meio ambiente. Isto exige transformar a educação de uma maneira menos simplificadora e fragmentada de pensar para uma que seja mais flexível, crítica, criativa, humana e, ao mesmo tempo, complementar (MARTÍNEZ & VICUÑA, 2017; ROGER & REGALADO, 2018).

Visando proporcionar aprendizado ao estudante, o processo pedagógico envolvido nesse cenário compreende diversas etapas, tais como a oferta de conteúdo personalizado considerando o conteúdo em si ou como esse deve ser apresentado ao estudante. Outras etapas também podem ser adaptadas considerando o modelo do estudante, como a oferta de avaliações personalizadas ou até mesmo o planejamento de um curso (HORN; STAKER; CHRISTENSEN, 2015; GÜZER; CANER, 2014). Portanto, tais intervenções dizem respeito à definição de ações pedagógicas adequadas para cada estudante, podendo levar em consideração, por exemplo, seus objetivos e perfil ou, ainda, os requisitos definidos para o curso com o propósito de conduzir o estudante à obtenção dos resultados esperados (NOVO-CORTI; VARELA-CANDAMIO; RAMIL-DÍAZ, 2013; TEKIN; BRAUN; SCHAAR, 2015; TRUONG, 2016).

A educação vive uma transição estrutural: de modelos centrados no professor para abordagens centradas no estudante, potencializadas por metodologias ativas e pela integração efetiva de tecnologia. Esse movimento, intensificado no período pós-pandemia, amplia a necessidade de personalização formativa e de instrumentos que interpretem interações nos Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem (AVEA) para orientar intervenções pedagógicas concretas.

Com a disseminação da Internet e a ampla disponibilidade de materiais educacionais online (E-learning e AVEA), observa-se uma lacuna entre professores e estudantes. Embora as diversas tecnologias disponíveis capacitem os educadores a ampliar suas práticas de ensino, oferecendo-lhes inspirações para enriquecer seu ambiente educacional, as recomendações feitas pelos professores nem sempre são igualmente viáveis para todos os estudantes.

Diante da ampliação da educação assistida por computador, seja por meio de um AVEA ou outra ferramenta, é crescente a quantidade de estudos que visam oferecer um arcabouço para proporcionar oferta de cursos personalizados. Neste cenário, adotar uma abordagem mais humanizada, considerando diversas características do indivíduo estudante, destacando a unicidade de cada característica para destacá-las como um todo, trariam recomendações de atividades pedagógicas mais assertivas no processo de en-

sino aprendizagem do estudante, podendo, possivelmente, prevenir evasão, retenção e, conseqüentemente, melhorando a qualidade no ensino (DZIOB; KWIATKOWSKI; SO-KOŁOWSKA, 2018).

Em síntese, adotamos a Teoria do Pensamento Complexo como lente para ler os registros do AVEA e organizar atividades em torno de competências de alta ordem (autonomia, cooperação, metacognição, flexibilidade, criatividade, resiliência, transdisciplinaridade). A seguir, apresentamos a motivação da pesquisa, explicitando a lacuna operacional nos AVEA (como o Moodle) para rastrear competências ao longo do tempo e usar essas estimativas para personalizar recomendações pedagógicas.

1.1 Motivação

A área de Informática na Educação está relacionada com o estudo e a pesquisa de processos de ensino e aprendizagem nos diversos níveis e modalidades educacionais, que ocorrem por meio do computador, visando incrementar os ambientes educacionais virtuais com estratégias e ferramentas capazes de promover aprendizagem de qualidade. Desse modo, tal processo pode se relacionar a órgãos de pesquisa, escolas públicas ou mesmo ao mercado, por exemplo. Observa-se ainda a possibilidade de promover mudanças pedagógicas por meio da Instituição de Ensino, não focando apenas na automatização de processos educacionais (VALENTE et al., 1999).

Existem muitos estudos sobre o contexto educacional que indicam a necessidade de desenvolver o pensamento complexo em todos os níveis de ensino, desde a educação básica ou primária até a educação universitária (BUSTAMANTE; AYLLÓN; ESCANÉS, 2018; VALLE; MAYA; VILLANUEVA, 2019; VARGAS, 2020; DEGENER; BERNE, 2017; GARCÍA, 2018; PRETEL, 2019; SERVÍN, 2020). No entanto, não existem sistemas ou instrumentos que permitem a avaliação do pensamento complexo a partir das perspectivas conceituais propostas por Edgar Morin (1990; 1999) e/ou Mathew Lipman (1997), que desenvolveram formulações amplamente referenciadas na área.

Em Morin, o *pensamento complexo* é um modo de conhecer que conecta e contextualiza: integra parte-todo (princípio hologramático), trabalha com dialogia (complementaridade de noções antagônicas) e recursividade (efeitos que retroagem sobre as causas), articulando ordem-desordem-organização (MORIN, 1988; MORIN, 1999). Em Lipman, a referência é a tríade *pensamento crítico, criativo e cuidadoso*, desenvolvida pedagogicamente na *comunidade de investigação*, onde argumentação e reflexão regulam a aprendizagem (LIPMAN, 1998). Apesar desse arcabouço consolidado, faltam instrumentos operacionais no AVEA que rastreiem tais dimensões de forma longitudinal e acionável.

Ao conceber um método para atender a essa necessidade educacional específica, a recomendação pedagógica desempenha o papel crucial de adaptar o processo de aprendizagem às habilidades individuais do estudante, buscando resolver desafios pedagógicos presen-

tes. Esse método pode e deve implementar medidas tanto reativas quanto preventivas, conforme as demandas pedagógicas identificadas. Além disso, os recursos educacionais empregados podem ser nativos dos ambientes de aprendizagem ou provenientes de fontes externas (ADRIÃO et al., 2015).

Considerando que o escopo desta tese visa suprir uma necessidade identificada no AVEA utilizado por um Instituto Federal, que se baseia no Moodle como plataforma de ensino à distância, torna-se relevante ressaltar as ferramentas pedagógicas oferecidas por esse sistema. É importante observar que, até o momento, não há no Moodle uma ferramenta específica para avaliar os estudantes sob a ótica do pensamento complexo, nem uma lista de recursos educacionais que leve em consideração as habilidades inerentes ao sujeito complexo.

Ter um método de recomendação que possibilite a análise dos aspectos cognitivos de alta ordem, pode ser extremamente útil para qualquer sistema educacional, particularmente se considerarmos que os sistemas de avaliação determinam as práticas no processo de ensino e aprendizagem (DZIOB; KWIATKOWSKI; SOKOŁOWSKA, 2018; LOPES, 2018; OTERO-SABORIDO; RAMOS, 2019; SUBHEESH; SETHY, 2020).

Na literatura, pode-se encontrar diversos métodos e abordagens para recomendação de cursos, que podem ser baseados em algoritmos genéticos ou até em abordagens de Machine Learning. Além disso, alguns estudos apontam que, para utilizar a teoria do pensamento complexo, é viável se valer de abordagens de ensino diferenciadas, tais como ensino baseado em Projetos e Problemas, que promovem a comunicação e habilidades previstas pela teoria do pensamento complexo. (CORTÁZAR et. al. 2021).

Ao avaliar a evolução das habilidades cognitivas de alta ordem nos estudantes, é fundamental considerar a teoria de Edgar Morin. Essa perspectiva permite transcender a fragmentação do conhecimento e valorizar a capacidade dos indivíduos de estabelecer conexões entre diferentes habilidades ao ato de aprender. Ao analisar como os estudantes abordam problemas complexos, resolvem situações-problema e constroem argumentos, é possível identificar o desenvolvimento de um pensamento mais crítico, criativo e sistêmico, que são habilidades essenciais do pensamento complexo. Dessa forma, esta teoria oferece um marco teórico robusto para compreender e avaliar a complexidade do processo de aprendizagem, contribuindo para a formação de sujeitos mais autônomos e preparados para os desafios do mundo contemporâneo.

De forma específica, nesta tese, realiza-se uma avaliação inicial das habilidades definidas pela teoria do pensamento complexo utilizando uma avaliação diagnóstica por meio de atividades em AVEA. Também identifica-se como essas habilidades se destacam em cada estudante, a fim de fornecer recomendações que as desenvolvam durante o processo de aprendizagem. Dessa maneira, espera-se orientar o progresso do estudante enquanto "sujeito complexo".

Portanto, após a exposição anterior, surge a motivação central deste trabalho, que se

reflete nas seguintes questões de pesquisa:

- QP1** É possível inferir competências do sujeito complexo a partir de comportamentos observáveis no Moodle, sem questionários dedicados?
- QP2** Como mapear atividades do Moodle para competências (Q-Matrix) de modo válido e utilizável por um modelo computacional?
- QP3** Um recomendador orientado por competências melhora desempenho e progressão por competência frente a abordagens não personalizadas?

1.2 Objetivos e Desafios da Pesquisa

Conforme observado na Subseção 1.1, o reconhecimento do modelo do estudante considerando a teoria do pensamento complexo pode ser uma alternativa interessante no contexto de recomendação de ações pedagógicas. Enfatiza-se ainda que tais recomendações, quando assertivas, podem contribuir com o diferencial de enaltecer habilidades específicas do indivíduo, promovendo, assim, uma melhora no processo de aprendizagem. A partir disso, identificar a evolução das habilidades do sujeito complexo torna-se um desafio emergente e, além disso, o reforço destas habilidades para intensificar o quão complexo é o sujeito, faz esta tese inédita na literatura. Diante disso, a seguir são apresentados os objetivos geral e específicos desta pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral:

O modelo do estudante, na perspectiva do sujeito complexo, pode ser identificado por meio de habilidades cognitivas de alta ordem, tais como autonomia, metacognição, resiliência e cooperação. No cenário atual, tais habilidades podem auxiliar na evolução do estudante em Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem.

Sendo assim, o objetivo geral desta tese é desenvolver um recomendador de atividades pedagógicas do Moodle que promovam as habilidades do sujeito complexo. Para obter tal recomendador, os seguintes objetivos específicos são necessários:

1.2.2 Objetivos Específicos:

- OE1** Identificar atividades do Moodle associáveis a competências do sujeito complexo.
- OE2** Rotular e validar (com educadores e análise quantitativa) uma Q-Matrix atividade×competência.
- OE3** Estimar o modelo do estudante por competência a partir de desempenho e sinais comportamentais.

OE4 Propor método de recomendação adaptado a um método de knowledge tracing para o rastreio de competências e atenção por competência.

OE5 Avaliar o efeito das recomendações na adesão, desempenho e evolução por competência ao longo de módulos em uma disciplina do EaD.

1.3 Hipótese

Esta tese apresenta um recomendador que se fundamenta na Teoria do Pensamento Complexo. Almeja-se alcançar com este tese a resolução das seguintes hipóteses levantadas:

H1 É possível identificar competências do sujeito complexo a partir de comportamentos observáveis no Moodle, sem recorrer a questionários dedicados.

H2 O uso dessas competências como **rótulos pedagógicos** de atividades permite montar listas de recomendação orientadas a lacunas específicas de cada estudante, considerando correlações entre competências e dinâmica temporal de progresso.

H3 A recomendação orientada por competências está associada a melhora nos indicadores de aprendizagem e engajamento (*e.g.*, adesão às atividades recomendadas, evolução por competência, métricas de desempenho) quando comparada a abordagens não personalizadas.

Observa-se, portanto, que as hipóteses mencionadas anteriormente têm o potencial de contribuir significativamente tanto para a pesquisa em métodos de recomendação quanto para a aplicação da Teoria do Pensamento Complexo na otimização do processo de ensino e aprendizagem.

1.4 Organização da Tese

A tese está organizada como segue:

Cap. 2 **Fundamentação Teórica**: apresenta a Teoria do Pensamento Complexo (TPC), sistemas de recomendação educacional, modelo do estudante e o DKVMN. (Rótulos e definições basilares, Seções 2.1 e correlatas.)

Cap. 3 **Estado da Arte**: revisa trabalhos sobre personalização educacional, integração ao Moodle, *Knowledge/Skill Tracing* e recomendação orientada a competências do sujeito complexo.

- Cap. 4 **M-COMPASS (Método)**: descreve o modelo conceitual, a rotulação/validação das atividades por competências, o modelo do estudante (vetor binário e vetor de atenção), a adaptação do DKVMN e a geração das recomendações.
- Cap. 5 **Experimentos e Resultados**: detalha o desenho experimental, métricas, adesão às recomendações, desempenho e análise de ganhos por competência, incluindo evolução temporal e visualizações.
- Cap. 6 **Considerações Finais**: sintetiza respostas às hipóteses, contribuições e limitações, e apresenta direções para trabalhos futuros.

Fundamentação Teórica

A educação contemporânea enfrenta desafios significativos diante de um mundo cada vez mais complexo, dinâmico e interconectado. Nesse contexto, a Teoria da Complexidade proposta por Edgar Morin, emerge da filosofia e da sociologia, como um referencial teórico fundamental para repensar os processos de ensino e aprendizagem. O pensamento complexo, núcleo dessa teoria, propõe superar a divisão do conhecimento em partes isoladas e adotar uma abordagem integrada e transdisciplinar, que considera a incerteza, a multiplicidade de dimensões e as interconexões entre os fenômenos (MORIN; PAKMAN et al., 1994). Por exemplo, a saúde humana não pode ser compreendida apenas pela biologia; ela depende também de fatores ambientais, econômicos e culturais, ilustrando a natureza interligada dos sistemas complexos.

Ao considerar o cenário educacional, é essencial pensar em seus atores principais – professores e estudantes – que o estudante, para se adaptar e aprender em um mundo em constante desenvolvimento, necessita desenvolver diversas competências que promovem a formação de indivíduos autônomos, reflexivos e capazes de integrar diferentes saberes. Esses sujeitos são dotados de habilidades cognitivas de alta ordem (HOTS - High Order Thinking Skills), como pensamento crítico, resolução de problemas, criatividade e competências socioemocionais (como empatia e colaboração), essenciais para enfrentar os desafios multifacetados do século XXI (DAVIS, 2008; MORIN et al., 2014). Dessa forma, os estudantes podem ser caracterizados como sujeitos complexos, preparados para lidar com um mundo marcado pela incerteza e pela interdependência.

A caracterização do estudante enquanto sujeito complexo, com identificação e avaliação de competências, tem se apoiado tradicionalmente em longos formulários, os quais enfrentam dificuldades substanciais para apreender o pensamento crítico, o pensamento criativo e a metacognição (PACHECO; HERRERA, 2021). Essa abordagem, além de demandar tempo e esforço tanto dos estudantes quanto dos educadores, pode não capturar de maneira eficiente a complexidade e a dinâmica dessas características ao longo do processo de aprendizagem. É nesse contexto que os avanços tecnológicos, especialmente no

campo da inteligência artificial (IA), surgem como uma solução promissora. A IA pode favorecer a identificação de HOTS de forma automatizada e contínua, analisando dados gerados pelas interações dos estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem, sem a necessidade de formulários extensos. Técnicas como o Knowledge Tracing, que modelam o conhecimento do estudante ao longo do tempo, e a definição de modelos de estudante, que representam suas características, habilidades e comportamentos, tornaram-se ferramentas poderosas para apoiar a educação (PIECH et al., 2015; SHEN et al., 2024). Essas abordagens, quando combinadas em um método de recomendação, podem oferecer experiências de aprendizagem mais adaptativas e significativas, alinhadas às necessidades individuais dos estudantes.

Neste capítulo da tese, realizaremos uma fundamentação teórica para compreender como os conceitos supracitados podem ser integrados e aplicados no desenvolvimento de um método de recomendação inovador. Para isso, utilizaremos atividades do Moodle tendo como rótulo competências do sujeito complexo — como criatividade, autonomia e flexibilidade —, visando oferecer recomendações personalizadas que promovam o desenvolvimento de habilidades cognitivas de alta ordem (HOTS). Ao articular esses conceitos, buscamos não apenas aprimorar a eficácia dos processos educacionais, mas também contribuir para a formação de indivíduos mais preparados para lidar com a complexidade do mundo contemporâneo, alinhando a teoria à prática no desenvolvimento do produto proposto nesta tese.

2.1 Teoria do Pensamento Complexo e o Sujeito Complexo

A Teoria da Complexidade surge como resposta às limitações do pensamento reducionista que marcou a ciência moderna, baseado na separação entre sujeito e objeto, na hiperespecialização e na busca de leis universais e deterministas, insuficientes para enfrentar problemas contemporâneos como crises ecológicas, sociais e políticas (MORIN; PAKMAN et al., 1994). Inspirada, entre outros aportes, nas formulações da década de 1940 — teoria da informação, cibernética e teoria dos sistemas —, ela propõe religar saberes antes compartimentados: isto é, reconectar áreas e níveis de análise para compreender fenômenos tecidos por múltiplas dimensões (física, biológica, psicológica, social, cultural etc.) que se articulam de modo não linear (ALVES; BIANCHI, 2021; MORIN; MOIGNE, 2000). Nessa direção, Edgar Morin defende uma visão integrada e transdisciplinar do conhecimento, enfatizando que a complexidade do real exige pensamento capaz de articular interdependências e incertezas sem reduzir o todo à soma de partes (MORIN; PAKMAN et al., 1994; CAPRA, 1996).

Considerando a influência supracitada, o pensamento complexo surge como base da

Teoria da Complexidade, se opondo à simplificação e à linearidade, reconhecendo que os fenômenos são multidimensionais e que o conhecimento deve ser contextualizado e relacional. Morin propõe sete princípios para o pensamento complexo, entre eles o princípio dialógico (que aceita a coexistência de conceitos aparentemente opostos), o princípio da recursão (onde causa e efeito se influenciam mutuamente) e o princípio hologramático (na qual a parte está no todo e o todo está na parte) (MORIN; PAKMAN et al., 1994; MORIN et al., 2014) (MORIN, 1990; 2000).

Esta teoria investiga como os indivíduos lidam com sistemas complexos, problemas e situações, enfatizando habilidades cognitivas como análise, síntese e avaliação, que estão entrelaçadas com fatores afetivos, sociais e metacognitivos. Além disso, destaca a importância de experiências educacionais que promovam o desenvolvimento dessas habilidades cognitivas (BRANSFORD et al., 2000), como a aprendizagem baseada em problemas, a aprendizagem baseada em investigação e abordagens construtivistas de ensino que incentivam os estudantes a enfrentar as complexidades do mundo real e desenvolver soluções. As habilidades metacognitivas, incluindo a aprendizagem autorregulada, são destacadas como essenciais para a eficácia do pensamento complexo, com estratégias instrucionais como estabelecimento de metas, monitoramento e reflexão, auxiliando os estudantes a regular seus processos de pensamento e melhorar o desempenho em tarefas complexas (GRIFFIN; MIELICKI; WILEY, 2019).

Nessa perspectiva, o sujeito complexo é aquele que reconhece sua própria complexidade e a do mundo ao seu redor. Ele é capaz de lidar com a incerteza, a ambiguidade e a contradição, integrando diferentes saberes e perspectivas. Esse sujeito não é um observador neutro, mas um participante ativo no processo de construção do conhecimento (MORIN et al., 2014; DAVIS, 2008).

Considerando a teoria do pensamento complexo (MORIN; PAKMAN et al., 1994) e a formação do indivíduo por características aparentemente independentes, Maissiat (2013) elencou competências necessárias à formação do sujeito complexo como um todo, a saber: metacognição, resiliência, autonomia, subjetivação, criatividade, transdisciplinaridade, afetividade, cooperação e flexibilidade.

Em seu trabalho, Maissiat (2013) fez um recorte dos principais atributos do sujeito complexo, ressaltando que, desde que se avalie “constituintes heterogêneas associadas”, poderá se caracterizar o que é complexidade (MORIN, 2003). Portanto, excluir algumas das competências citadas acima enquanto se caracteriza o indivíduo, não impede de classificá-lo enquanto sujeito complexo, uma vez que ele é definido pelo todo. Considerando esta possibilidade, e devido às competências **subjetivação e afetividade** serem campos de análise subjetiva, elas não foram utilizadas nesta tese para classificar o indivíduo a ser analisado.

Referir-se ao estudante enquanto sujeito complexo o coloca como um indivíduo com capacidades cognitivas multifacetadas, que não é um receptor passivo de conhecimento,

mas sim um participante ativo no processo de aprendizagem (MORIN, 2003). A relação entre a teoria do pensamento complexo e o sujeito complexo reside na compreensão de que a aprendizagem é um processo cognitivo complexo que envolve várias habilidades e competências interconectadas. A teoria do pensamento complexo fornece um quadro para analisar e caracterizar habilidades cognitivas, habilidades de resolução de problemas, habilidades de pensamento crítico, criatividade, metacognição, competências e outras habilidades de pensamento de alta ordem, essenciais para o desenvolvimento do sujeito complexo (MORIN, 2005).

Esta teoria tem aplicação em diversas áreas, como a ecologia, a economia, a política, a saúde e, especialmente, a educação. Na política, por exemplo, ela oferece ferramentas para analisar sistemas sociais complexos e promover a democracia participativa (MORIN et al., 2014). Na educação, a Teoria da Complexidade revolucionou a forma de pensar o ensino e a aprendizagem. Morin critica o modelo educacional tradicional, que fragmenta o conhecimento em disciplinas estanques e descontextualizadas. Ele propõe uma educação que promova o pensamento crítico, a transdisciplinaridade e a capacidade de lidar com a incerteza (MORIN; CIURANA; MOTTA, 2003).

Considerando o cenário da Educação à Distância (EaD), o estudante, enquanto sujeito complexo, é concebido como um indivíduo que está constantemente em interação dinâmica com o ambiente virtual de aprendizagem. Ele responde a estímulos, como materiais de estudo, atividades pedagógicas e interações online, e adapta-se às mudanças tecnológicas e pedagógicas que ocorrem ao longo do tempo. Este estudante é capaz de lidar com a incerteza e a ambiguidade inerentes ao ambiente virtual, navegando por diferentes perspectivas e pontos de vista apresentados nos recursos educacionais disponíveis. Além disso, ele possui a habilidade de integrar essas diversas perspectivas em seu processo de aprendizagem, construindo um entendimento abrangente e multifacetado dos temas abordados.

Neste sentido, devemos destacar que a Teoria da Complexidade evoluiu ao longo das décadas, influenciando reformas educacionais em diversos países, contribuindo para a criação de currículos mais flexíveis e integrados, além de metodologias de ensino que valorizam a participação ativa dos estudantes (MORIN et al., 2014; SEIBEL; WALKER; SOSTER, 2024; DAVIS; SUMARA, 2014; ALMEIDA; CARVALHO; MORIN, 2002; PLESSIS, 2021; SNYDER, 2013). Morin também propôs a ideia de uma "reforma do pensamento", que visa transformar a educação em um instrumento para a compreensão mútua e a cidadania planetária (MORIN; MOIGNE, 2000; MORIN, 2003).

Assim, compreendemos que a Teoria da Complexidade de Edgar Morin oferece uma visão integrada e transdisciplinar do conhecimento, que reconhece a interdependência e a incerteza dos fenômenos. O recorte desta teoria aqui abordada visa ilustrar que sua aplicação na educação tem o potencial de formar sujeitos mais críticos, reflexivos e capazes de enfrentar os desafios do mundo contemporâneo. Para além disto, será ilustrado como

esta teoria encontra subsídios na EaD para a formação do estudante.

2.1.1 Delimitação Conceitual: HOTS, Habilidades e Competências

Nesta tese trabalhamos com conceitos fundamentais como Pensamento Complexo, sujeito complexo, HOTS (Higher Order Thinking Skills), habilidades e competências. Para evitar sobreposições conceituais e demarcar com clareza o escopo da investigação, é essencial diferenciar esses termos, destacando que o foco recai sobre a avaliação das competências dos sujeitos em contextos de aprendizagem - especificamente autonomia, criatividade, transdisciplinaridade, metacognição, resiliência, cooperação e flexibilidade. Como afirma Perrenoud (1999, p. 24), "competências como autonomia e cooperação exigem a mobilização integrada de conhecimentos, habilidades e atitudes".(PERRENOUD, 1999)

Quando se avalia um estudante nestes termos, buscamos avaliar competências e não habilidades isoladas, pois, conforme o mesmo autor:

- ❑ Envolvem conhecimentos (saber o que fazer)
- ❑ Incluem habilidades (saber como fazer)
- ❑ Demandam atitudes (querer fazer e agir de forma ética e reflexiva)

Lipman (1998) propôs um modelo que serve como eixo orientador, pois articula os processos cognitivos subjacentes ao pensamento complexo (LIPMAN, 1998). Segundo o autor, esse pensamento é uma forma de pensamento de alta ordem, alinhado à concepção de Resnick (1987) (RESNICK, 1987). Para Lipman, o pensamento complexo surge da fusão entre pensamento crítico e criativo, constituindo-se como uma capacidade metacognitiva que envolve reflexão intencional sobre as próprias ações. Essa perspectiva é reforçada por Tarricone (2011), que destaca a metacognição como um elemento dependente do pensamento crítico, uma vez que exige monitoramento ativo do raciocínio, conhecimento sobre a própria cognição e sua regulação (TARRICONE, 2011).

Essa abordagem converge com o modelo de Pacheco(2021), que define HOTS como um conjunto de habilidades cognitivas superiores, englobando:

1. Pensamento crítico (análise e avaliação reflexiva);
2. Pensamento criativo (síntese e inovação);
3. Metacognição (autoconsciência e autorregulação).

Tais habilidades manifestam-se em capacidades como:

1. Analisar informações de forma crítica.

2. Sintetizar conhecimentos de diferentes áreas.
3. Avaliar situações de maneira reflexiva.
4. Criar soluções inovadoras para problemas complexos.

No entanto, habilidades, ainda que essenciais, são componentes das competências. Como ressalta Morin (2014), habilidades correspondem a capacidades específicas (técnicas, cognitivas ou socioemocionais) aplicadas a tarefas delimitadas. Já as competências representam um constructo mais amplo, que integra conhecimentos, habilidades, atitudes e valores, mobilizados de forma contextualizada para resolver problemas reais. Em outras palavras, competência é a capacidade de agir eficazmente em situações complexas, articulando teoria e prática. (MORIN et al., 2014).

Nesta tese, embora HOTS e habilidades sejam elementos constitutivos da formação do sujeito complexo, a análise concentrar-se-á nas competências desenvolvidas ou mobilizadas pelos estudantes em interações com o ambiente Moodle, tanto que para identificá-las, serão realizadas várias consultas SQL¹ ao Banco de dados do AVEA. Essa opção justifica-se pela perspectiva do Pensamento Complexo, que enfatiza a articulação entre múltiplas dimensões do processo de ensino e aprendizagem, essenciais para identificar como o sujeito complexo se constitui na Educação a Distância (EaD).

Essa delimitação conceitual prepara o terreno para a identificação do sujeito complexo na EaD, cuja formação depende não apenas de habilidades isoladas, mas da integração dinâmica de competências em ambientes digitais de aprendizagem.

2.1.2 Teoria do Pensamento complexo e sua aplicação na Educação

O cenário educacional contemporâneo enfrenta desafios significativos para cumprir sua função social diante das "novas bases materiais que caracterizam a reestruturação produtiva, a economia globalizada e as tecnologias da informação e comunicação" (RODRIGUES, 2008). Esses fatores exigem que as instituições de ensino se adaptem constantemente para preparar os estudantes às demandas de um mundo em constante transformação. Nesse contexto, a Teoria do Pensamento Complexo, proposta por Edgar Morin, embora de origem filosófica e sociológica, tem-se mostrado uma ferramenta valiosa para o desenvolvimento de Habilidades Cognitivas de Alta Ordem (HOTS, do inglês Higher Order Thinking Skills) na educação, especialmente na Educação a Distância (EaD).

A convite da UNESCO, Morin elaborou a obra "Os Sete Saberes Necessários à Educação do Futuro", na qual propõe uma estrutura para reimaginar o processo educacional sob a lente da complexidade. Os sete saberes destacam a importância de ensinar o contexto

¹ Detalhes na seção 4.4.2

global dos conhecimentos, a condição humana, a identidade terrena e a necessidade de enfrentar as incertezas. Esses princípios promovem uma educação que integra habilidades cognitivas e afetivas, com foco na construção de uma cidadania planetária e na empatia entre os seres humanos (MORIN et al., 2014). Essa abordagem é particularmente relevante para a EaD, onde a autonomia, a colaboração e a adaptação são essenciais para o sucesso dos estudantes.

Visando promover uma educação integradora, surge uma análise da prática desenvolvida na Escola da Ponte como exemplo ilustrativo, apresentando uma abordagem que elimina as divisões tradicionais entre disciplinas e permite que os estudantes aprendam de forma colaborativa e orientada por projetos (CABRAL; CARNEIRO; CARNEIRO, 2021). Nessa escola, o conhecimento é construído coletivamente, com cada estudante assumindo um papel ativo no seu processo de aprendizagem. Essa prática reflete a visão de Morin de que a educação deve integrar diferentes áreas do saber, promovendo uma compreensão ampla e contextualizada, essencial para o desenvolvimento das *HOTS*. Ao priorizar a transdisciplinaridade e a colaboração, a Escola da Ponte exemplifica como a Teoria do Pensamento Complexo pode ser aplicada na prática educacional, preparando os estudantes para lidar com a complexidade e a interdependência do mundo contemporâneo.

Na EaD, a Teoria do Pensamento Complexo pode ser aplicada de forma inovadora, utilizando ferramentas digitais para promover habilidades como pensamento crítico, criatividade, resolução de problemas e metacognição. Por exemplo, o uso de Wikis públicos tem demonstrado potencial para impactar positivamente as habilidades de escrita, a conscientização sobre propriedade intelectual, o processamento de conteúdo e o desenvolvimento do pensamento crítico (MATTHEW; FELVEGI; CALLAWAY, 2009). Trabalhos como o de (BRAVO; YOUNG, 2011) exploraram o uso da Wikipédia para promover *HOTS*, ensinando os estudantes a avaliar criticamente recursos online e a colaborar de forma eficaz. Outros estudos, como os de (ROWE, 2012) e (CABINESS; DONOVAN; GREEN, 2013), destacaram o uso de Wikis para desenvolver habilidades de colaboração, essenciais para o sujeito complexo.

Além dos Wikis, outras ferramentas do Moodle têm sido utilizadas para desenvolver *HOTS*. Por exemplo, fóruns foram empregados para aprimorar habilidades metacognitivas, comunicativas e sociais, como no estudo de (SCHOENBERGER; LIMING, 2001), que utilizou uma abordagem de resolução de problemas (ODDE) para estimular a reflexão e a colaboração. Já os Quizzes do Moodle foram explorados por (FERNANDO, 2020) para desenvolver e avaliar a escrita acadêmica, promovendo autonomia e autorregulação nos estudantes. Esses exemplos ilustram como atividades específicas do Moodle podem auxiliar no desenvolvimento de habilidades do sujeito complexo, como autonomia, pensamento crítico e metacognição.

O trabalho de (MAISSIAT, 2013) foi pioneiro ao organizar um curso de educação

continuada em um ambiente virtual de aprendizagem para observar a manifestação de habilidades do sujeito complexo. Por meio de perguntas que estimulavam uma atitude investigativa e criativa, Maissiat analisou as respostas publicadas em ferramentas do Moodle (Fórum, Wiki, Tarefa, Chat) e identificou elementos da teoria do pensamento complexo. Sua pesquisa destacou a necessidade de utilizar múltiplas atividades para desenvolver habilidades complexas e propôs ações pedagógicas específicas para promover o pensamento crítico, criativo e metacognitivo. Essas conclusões inspiraram a rotulação de atividades do Moodle com base nas habilidades do sujeito complexo, proposto no estudo de (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022).

Apesar dos avanços, ainda há lacunas na literatura. Estudos como os de (APINO; RETNAWATI, 2017), (ELARAB; MADDY, 2021) e (LOEWEN, 1995) enfatizaram a importância do design instrucional no desenvolvimento de HOTS, mas falharam em capturar a natureza complexa do estudante como sujeito. O modelo conceitual proposto por (PACHECO; HERRERA, 2021) representa um avanço ao estabelecer a relação entre pensamento crítico, criativo e metacognição, formando um processo cognitivo superior que reflete o pensamento complexo. Esse modelo não apenas estabelece a relação entre essas habilidades, mas também destaca a possibilidade de utilização de formulários específicos para avaliar cada uma delas. No entanto, essa abordagem, embora robusta, levanta questões práticas sobre a viabilidade de sua aplicação, especialmente no contexto da Educação a Distância (EaD), onde a eficiência e a escalabilidade são fundamentais.

O uso de formulários separados para avaliar o pensamento crítico, o pensamento criativo e a metacognição permite uma análise detalhada e específica de cada habilidade. Por exemplo, o formulário para pensamento crítico pode incluir questões que avaliam a capacidade de análise, avaliação e inferência, enquanto o formulário para pensamento criativo pode focar em originalidade, flexibilidade e elaboração. Já o formulário para metacognição pode medir a autorregulação, o planejamento e a reflexão sobre o próprio aprendizado (PACHECO; HERRERA, 2021). Essa segmentação é valiosa para identificar pontos fortes e fracos dos estudantes em cada área, mas também pode se tornar um processo moroso e desgastante, tanto para os estudantes quanto para os educadores.

A necessidade de preencher múltiplos formulários pode gerar fadiga, reduzindo a participação dos estudantes, especialmente em ambientes virtuais nos quais a interação é mediada por tecnologia. Além disso, a análise manual dos resultados de cada formulário demanda tempo e recursos consideráveis, o que pode limitar a aplicação desse modelo em larga escala. Essa complexidade operacional contrasta com a necessidade de métodos ágeis e eficientes na EaD, tal que a automação e a integração de ferramentas digitais são essenciais para garantir a qualidade do ensino (BARBOSA; TRACTENBERG, 2017).

Como observado acima, não encontramos pesquisas que propusessem um formulário único para identificar as habilidades do sujeito complexo, tampouco uma proposta que rotulasse atividades do Moodle para desenvolver habilidades cognitivas de alta ordem. No

entanto, Maissiat demonstrou a necessidade de utilizar várias atividades para desenvolver tais habilidades e, além disso, propôs um conjunto de ações pedagógicas relacionando-as à teoria do pensamento complexo. As conclusões de Maissiat inspiraram a rotulação inicial das atividades do Moodle (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022). Essa abordagem viabiliza um processo avaliativo unificado, que aborde simultaneamente as diferentes habilidades, reduzindo a carga cognitiva sobre os estudantes e simplificando o processo de coleta e análise de dados. Essa integração não apenas tornaria o processo mais eficiente, mas também refletiria melhor a natureza interconectada dessas habilidades, conforme proposto pela Teoria do Pensamento Complexo (MORIN et al., 2014).

Ao analisar dados gerados pelas interações dos estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem, como o Moodle, a IA pode automatizar a identificação dessas habilidades, eliminando a necessidade de métodos manuais e morosos. A integração entre teoria e tecnologia abre caminho para o desenvolvimento de sistemas de recomendação que oferecem experiências de aprendizagem personalizadas e adaptativas, alinhadas às necessidades individuais dos estudantes. Na próxima seção, exploraremos como os sistemas de recomendação, aliados à IA, podem contribuir para promover o desenvolvimento do sujeito complexo, transformando a teoria em prática e promovendo uma educação mais eficaz e inclusiva.

2.1.3 Sujeito complexo e a EaD

A Educação a Distância (EaD), conforme caracterizada por Moore (2007), é um processo de ensino e aprendizagem mediado por tecnologias, no qual professores e estudantes estão separados espacial e/ou temporalmente (MOORE; KEARSLEY; DISTÂNCIA, 2007). No entanto, essa separação não implica isolamento, uma vez que as tecnologias da internet proporcionam um amplo conjunto de soluções que servem de suporte para a aprendizagem, promovendo interações e relações significativas entre os participantes (BARBOSA et al., 2005). Nesse contexto, tanto professores quanto estudantes desempenham papéis ativos no processo de ensino e aprendizagem, com o estudante assumindo uma autonomia mais acentuada em relação ao ensino presencial, uma vez que gerencia seu tempo e ritmo de estudo de acordo com suas necessidades e objetivos.

Essa autonomia é um dos pilares para o desenvolvimento de competências de alta ordem, como pensamento crítico, resolução de problemas, criatividade e metacognição, essenciais para a formação do sujeito complexo. A Teoria da Complexidade, proposta por Edgar Morin, reforça que o sujeito está sempre em interação com seu meio e com outros indivíduos, o que no contexto da EaD se manifesta por meio de fóruns, chats, trabalhos colaborativos e outras ferramentas de interação digital. Essas interações não apenas promovem a cooperação, mas também estimulam o desenvolvimento de habilidades sociais e cognitivas complexas, como a capacidade de trabalhar em equipe, negociar significados

e construir conhecimento de forma colaborativa (MORIN et al., 2014; MEDEIROS et al., 2003).

A autonomia do estudante na EaD, conforme destacado por Pareschi (2017), é construída gradualmente, a partir do momento em que o estudante assume o papel de pesquisador, tomando para si a responsabilidade pelo seu processo formativo. Isso envolve a interação com colegas e professores, o posicionamento crítico, a troca de experiências e o domínio dos recursos tecnológicos disponíveis. Essa autonomia não significa isolamento, mas sim a capacidade de gerenciar o próprio aprendizado de forma ativa e reflexiva, competências fundamentais para o desenvolvimento de habilidades metacognitivas e de autorregulação (PARESCHI; MARTINI, 2017).

Além disso, a EaD, por ser mediada por ambientes virtuais, permite uma maior integração de conteúdos e disciplinas, promovendo uma aprendizagem interdisciplinar que reflete a visão de que o conhecimento deve ser contextualizado e conectado. O uso de ferramentas multimídia e o acesso a diversas fontes de informação possibilitam que os estudantes explorem diferentes perspectivas e áreas do saber de forma autônoma, favorecendo a construção de uma visão global e holística do conhecimento. Essa abordagem é essencial para o desenvolvimento de sujeitos complexos, capazes de integrar saberes e enfrentar desafios multifacetados (MORIN; CIURANA; MOTTA, 2003; BARBOSA; TRACTENBERG, 2017).

A interação social, mesmo em um ambiente virtual, também desempenha um papel central na EaD. Discussões em fóruns, trabalhos em grupo e atividades colaborativas permitem que os estudantes compartilhem experiências, construam conhecimento coletivamente e desenvolvam habilidades de comunicação e competência de cooperação. Essa interação reforça a ideia de que o sujeito complexo não se desenvolve de forma isolada, mas por meio do diálogo e da colaboração com os outros, superando a fragmentação do saber e promovendo uma educação mais integrada e significativa (MEDEIROS et al., 2003; CONTRERAS, 2002).

Para que a EaD alcance qualidade e sucesso, é necessário um planejamento adequado, com estratégias administrativas, tecnológicas e pedagógicas que considerem as especificidades dessa modalidade de ensino. Barbosa (2017) destaca a importância de políticas específicas e diretrizes claras para garantir que a EaD seja um ambiente propício ao desenvolvimento de habilidades cognitivas de alta ordem e à formação de sujeitos complexos (BARBOSA; TRACTENBERG, 2017).

Em síntese, a EaD, configura-se como um ambiente fértil para o desenvolvimento de competências e habilidades cognitivas de alta ordem, visando a formação do sujeito complexo. Essa modalidade de ensino, quando bem planejada e implementada, pode contribuir significativamente para a superação da fragmentação do conhecimento e para a promoção de uma educação mais contextualizada, interdisciplinar e adaptada às demandas do mundo contemporâneo.

2.2 Sistemas de Recomendação

No contexto educacional, os Sistemas de Recomendação (SR) desempenham um papel crucial ao personalizar a experiência de aprendizagem, adaptando-se às necessidades individuais dos estudantes. Esse papel está alinhado com as tecnologias digitais utilizadas na EaD, que demandam ferramentas capazes de oferecer suporte personalizado e adaptativo. Nesse sentido, a personalização da aprendizagem deve estar fundamentada em um modelo pedagógico bem estruturado. Segundo Behar et al. (2009), um modelo pedagógico é um conjunto de premissas teóricas que orientam as ações educacionais, e no âmbito da EaD, ele está intrinsecamente ligado às tecnologias digitais (BEHAR, 2009). Nesse cenário, os SRs surgem como ferramentas poderosas para auxiliar na seleção de conteúdos e atividades que melhor atendam aos objetivos de aprendizagem de cada estudante.

Os SR combinam diversas técnicas computacionais para selecionar itens personalizados com base nos interesses e no contexto dos usuários (RICCI, 2014). Embora sejam amplamente utilizados no comércio eletrônico para fidelizar clientes, sua aplicação na educação visa aprimorar o engajamento e a eficácia do processo de aprendizagem. No ambiente educacional, os SRs podem ser classificados em diferentes tipos, conforme a abordagem utilizada:

- ❑ **Método de Extração Bruto:** Oferece uma interface de busca na qual o usuário pesquisa na base de dados e recebe como "recomendação" os resultados da consulta. Embora não seja tecnicamente um método de recomendação, simula essa funcionalidade.
- ❑ **Seleção Manual:** Depende da intervenção humana, onde especialistas avaliam itens com base em seus conhecimentos e preferências, criando listas de recomendações para a comunidade.
- ❑ **Resumo Estatístico:** Recomenda itens com base em sua popularidade ou média de avaliações, sem personalização. É simples de implementar, mas pouco adaptativo.
- ❑ **Método baseado em Atributos:** Utiliza as propriedades dos itens e os interesses dos usuários para gerar recomendações. Por exemplo, recomendar artigos sobre "Sistemas de Recomendação em Comércio Eletrônico" para um usuário que pesquisou sobre "e-commerce".
- ❑ **Correlação Item a Item:** Identifica produtos relacionados àqueles que o usuário demonstrou interesse, com base em correlações entre itens.
- ❑ **Correlação Usuário a Usuário (Filtragem Colaborativa):** Recomenda itens com base na similaridade entre usuários que compartilham interesses comuns.

Além disso, os SRs podem ser classificados pelo grau de personalização:

- ❑ Os sistemas não-personalizados: recomendam os mesmos itens para todos os usuários, como listas de "mais vendidos" ou "lançamentos".
- ❑ Sistemas Efêmeros: Utilizam informações da sessão atual do usuário (navegação, seleções) para gerar recomendações temporárias.
- ❑ Sistemas Personalizados (persistentes): Personalizam as recomendações com base em preferências armazenadas, como o sistema da Amazon, que sugere produtos com base no histórico do usuário.

Os SRs podem ser tratados como problemas de Aprendizagem de Máquina (Machine Learning - ML), no qual o sistema aprende padrões de consumo de conteúdo e prevê preferências futuras. De forma geral, pode-se dividir os métodos/algoritmos nas seguintes abordagens:

- ❑ Filtragem baseada em Conteúdo: Recomenda itens semelhantes aos que o usuário já consumiu, criando uma "bolha de preferência". Embora eficaz, limita a diversidade das recomendações.
- ❑ Filtragem Colaborativa: Ignora as características do conteúdo e foca nas interações entre usuários e itens. Recomenda itens consumidos por usuários com perfis semelhantes, mas enfrenta desafios como a esparsidade de dados e a necessidade de um grande volume de interações iniciais.

A filtragem Baseada em conteúdo (Figura 1) não requer muito feedback do usuário, pois faz recomendações que tenham similaridade ao conteúdo utilizado pelo usuário. Porém, além de ser superficial a forma de definir similaridade, esse tipo de filtragem coloca o usuário em “uma bolha de preferência” (SANTANA, 2018)

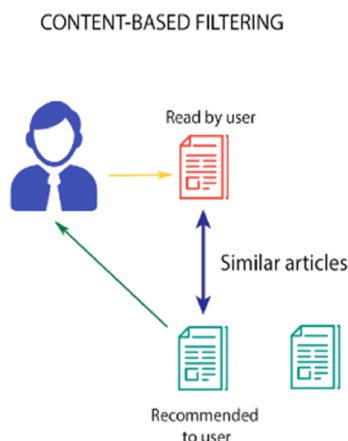


Figura 1 – Filtragem Baseada em Conteúdo. Fonte: www.z5.ai

A filtragem colaborativa (Figura 2) resolve os dois problemas da abordagem anterior, pois tira o usuário da “bolha de preferência” e não necessita da definição de similaridade

de conteúdo. A atenção especial para este método está em relação à modelagem da “força de interação” do usuário x Conteúdo, para representar o quanto o usuário gostou do conteúdo. Na prática, esse valor pode ser a nota dada pelo próprio usuário ao conteúdo, a quantidade de vezes que ele o acessou, quanto tempo ele ficou interagindo, ou qualquer outra métrica que passe essa ideia de preferência.

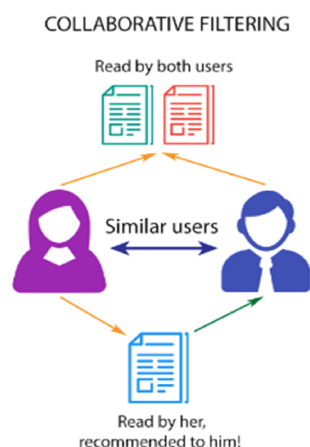


Figura 2 – Filtragem Colaborativa. Fonte: www.z5.ai

A desvantagem deste modelo é a própria escala da solução, visto que processar uma matriz de todos os usuários com todos os conteúdos é um desafio computacional. Um detalhe que prejudica ainda mais é que essas matrizes geralmente são extremamente esparsas, têm muito mais valores faltando do que preenchidos. Outra desvantagem dessa abordagem é a necessidade de uma quantidade considerável de registros e feedback dos usuários para começar a gerar recomendações. Ou seja, no caso de um estudante ingressando no curso, até que ele comece a ter recomendações do que consumir, ele tem que interagir com muito mais itens do que a filtragem baseada em conteúdo, o que é um problema para plataformas com pouco ou nenhum histórico dos usuários.

Para superar as limitações das abordagens anteriores, os Sistemas Híbridos combinam filtragem baseada em conteúdo e filtragem colaborativa, gerando recomendações mais precisas e diversificadas (Figura 3). Eles podem unificar listas de recomendações de sistemas separados ou integrar diretamente as técnicas de análise de conteúdo e colaboração. Essa abordagem é particularmente eficaz em ambientes educacionais, onde a personalização e a adaptabilidade são essenciais.

Existem diversas abordagens para tornar o sistema de recomendação híbrido. A mais simples consiste em unificar as recomendações geradas por sistemas separados em uma única lista. Abordagens mais complexas, por outro lado, integram a capacidade de análise do conteúdo com a filtragem colaborativa, ou vice-versa, combinando múltiplas fontes de dados e métodos para gerar recomendações mais precisas.

O método de recomendação que será apresentado nesta tese visa identificar competências por meio de múltiplas atividades, utilizando técnicas de Inteligência Artificial (IA).



Figura 3 – Filtragem Híbrida. Fonte: (REATEGUI; CAZELLA, 2005)

O código apresentado implementa um modelo DKVMN (*Dynamic Key-Value Memory Networks*) adaptado, que rastreia a proficiência dos estudantes em diferentes competências ao longo do tempo, combinando filtragem baseada em conteúdo (atividades do Moodle rotuladas com 2 ou 3 habilidades do sujeito complexo) e filtragem colaborativa (interações entre estudantes e habilidades). O modelo utiliza dados de consultas ao Banco de dados do Moodle gerado ao final de cada módulo, que contém informações detalhadas sobre as interações dos estudantes com as atividades do AVEA, como tempo de resposta, número de tentativas, notas e desempenho geral. Esses dados são processados para prever a proficiência dos estudantes em competências como flexibilidade, criatividade e metacognição, permitindo recomendar atividades personalizadas que promovam o desenvolvimento das mesmas. Dessa forma, o sistema se alinha às necessidades individuais dos estudantes, oferecendo uma abordagem híbrida que integra conteúdo e colaboração para otimizar a aprendizagem.

Em resumo, o método desenvolvido enquadra-se na categoria de Sistemas Híbridos, integrando abordagens baseadas em conteúdo e colaborativas para oferecer recomendações adaptativas e significativas no contexto educacional. Essa integração não apenas melhora a eficácia do processo de aprendizagem, mas também contribui para a formação de sujeitos complexos, preparados para enfrentar os desafios do mundo contemporâneo.

Diante do exposto, compreende-se que os sistemas de recomendação desempenham um papel importante na personalização da experiência de aprendizado, especialmente ao integrar técnicas de Inteligência Artificial para identificar e promover o desenvolvimento de competências. No entanto, para que essas recomendações sejam assertivas e eficazes, é fundamental a existência de um Modelo do Estudante bem estruturado, que permita ao sistema compreender o nível atual de cada habilidade e direcionar as atividades mais adequadas ao seu progresso. Na seção a seguir, será abordado o conceito de Modelo do Estudante, explorando como essa representação contribui para alinhar o sistema de recomendação à Teoria do Pensamento Complexo, além de detalhar os dados e as técnicas

utilizadas para construir essa modelagem, essenciais para o sucesso do método proposto.

2.3 Modelo do Estudante

O Modelo do Estudante é uma representação computacional que busca capturar as características, habilidades, comportamentos e conhecimentos de um estudante em um ambiente de aprendizagem, seja ele presencial ou virtual. Essa representação é fundamental para personalizar o processo de ensino e aprendizagem, permitindo que sistemas educacionais adaptem suas estratégias pedagógicas às necessidades individuais dos estudantes. No contexto da Teoria do Pensamento Complexo, o modelo do estudante deve ir além da simples avaliação de conhecimentos específicos, incorporando habilidades cognitivas de alta ordem (HOTS – *Higher-Order Thinking Skills*) e competências como, metacognição, resiliência, autonomia, cooperação, criatividade e flexibilidade, entre outras.

A definição do modelo do estudante pode ser descrita por uma estrutura que apresenta o estado cognitivo, afetivo e comportamental de um indivíduo durante o processo de aprendizagem. Ele é construído a partir de dados coletados durante a interação do estudante com o ambiente educacional, como notas, tempo de interação, número de tentativas em atividades, participação em fóruns e outras métricas comportamentais. Esses dados são processados e interpretados para inferir o conhecimento, as competências e as dificuldades do estudante, permitindo a criação de um perfil personalizado que orienta a recomendação de atividades pedagógicas (BRUSILOVSKY; MILLÁN, 2007; SELF, 1988).

Como já citado por Morin (1999, 2003), as habilidades cognitivas de alta ordem (HOTS) são essenciais para o desenvolvimento do pensamento complexo. Essas habilidades incluem a capacidade de analisar, sintetizar, avaliar e criar, indo além da simples memorização ou reprodução de informações. O modelo do estudante pode representar essas habilidades e competências por meio de indicadores comportamentais e de desempenho. Por exemplo, a metacognição pode ser inferida a partir da capacidade do estudante de refletir sobre seu próprio processo de aprendizagem. Um indicador prático de metacognição é quando o estudante opta por atividades nas quais tem maior taxa de acerto, demonstrando consciência de suas próprias habilidades e limitações. Outro exemplo é a revisão de respostas antes de submeter uma avaliação, o que sugere um processo de autorregulação e reflexão sobre o próprio conhecimento. Em outro exemplo, a autonomia pode ser medida pela frequência com que o estudante busca recursos adicionais ou resolve problemas sem intervenção direta do professor (ZOHAR; DORI, 2003; ANDERSON; KRATHWOHL, 2001)

A Teoria do Pensamento Complexo, proposta por Edgar Morin, enfatiza a importância de considerar o indivíduo como um sujeito complexo, cujas habilidades e competências estão interconectadas e são influenciadas pelo contexto em que estão inseridos. O mo-

delo do estudante, nessa perspectiva, deve ser capaz de capturar não apenas os aspectos cognitivos, mas também os afetivos, sociais e contextuais que influenciam o processo de aprendizagem. Isso implica a necessidade de integrar múltiplas fontes de dados e técnicas de modelagem que permitam uma visão holística do estudante, alinhada aos princípios da complexidade (MORIN, 1999; MARTÍNEZ; VICUÑA, 2017)

A construção do modelo do estudante depende da coleta e análise de diversos tipos de dados. Esses dados são essenciais para inferir as habilidades do estudante e seu progresso ao longo do tempo (BAKER; YACEF et al., 2009; ROMERO; VENTURA, 2010). Tais dados podem ser categorizados em:

1. Dados de Desempenho: Notas em avaliações, percentual de acertos em questões, tempo gasto em atividades, número de tentativas, etc.
2. Dados Comportamentais: Frequência de acesso ao ambiente virtual, participação em fóruns, interações com colegas e professores, tempo de permanência em diferentes recursos educacionais.
3. Dados Afetivos e Sociais: Feedback emocional (por meio de questionários ou análise de texto), nível de engajamento, colaboração em atividades em grupo.
4. Dados Contextuais: Características do curso, dificuldade das atividades, rótulos das atividades, recursos disponíveis, entre outros.

Diversas técnicas podem ser utilizadas para modelar o estudante, dependendo dos objetivos e do contexto da aplicação. Algumas das abordagens mais comuns incluem:

- ❑ Q-Matrix: Uma matriz que relaciona questões ou atividades a habilidades e competências ou conceitos específicos. A Q-Matrix é frequentemente utilizada em sistemas de tutoriais inteligentes para inferir o conhecimento do estudante com base em suas respostas (TATSUOKA, 1983).
- ❑ Modelos probabilísticos, como Redes Bayesianas, que permitem inferir o conhecimento e as habilidades do estudante com base em evidências observadas (CONATI; GERTNER; VANLEHN, 2002).
- ❑ Técnicas de aprendizado de máquina, como Redes Neurais Recorrentes (RNNs), que podem capturar padrões complexos nos dados do estudante e prever seu desempenho futuro (PIECH et al., 2015).
- ❑ Uma abordagem avançada que combina memória de longo prazo com mecanismos de atenção para rastrear a evolução do conhecimento do estudante ao longo do tempo (ZHANG et al., 2017).

Essas técnicas permitem não apenas inferir o estado atual do estudante, mas também prever seu desempenho futuro e recomendar atividades que promovam melhora em suas competências. A construção do modelo do estudante, fundamentada na coleta e análise de dados comportamentais, de desempenho e contextuais, bem como na aplicação de técnicas avançadas de modelagem, fornece a base necessária para a personalização do processo de ensino e aprendizagem. No entanto, para que essa personalização seja efetiva, é essencial integrar esses modelos a algoritmos de recomendação capazes de traduzir as informações sobre o estudante em recomendações de atividades alinhadas às suas necessidades individuais, visando assim, promover o desenvolvimento de competências, como as previstas pela Teoria do Pensamento Complexo. Na próxima seção, serão explorados algoritmos de recomendação utilizados em ambientes educacionais, destacando como eles podem ser aplicados para potencializar o processo de aprendizagem e apoiar a formação do sujeito complexo.

2.4 Algoritmos para Recomendação

No contexto educacional, algoritmos de recomendação desempenham papel estratégico ao proporcionar experiências de aprendizagem personalizadas. Com base em dados derivados das interações dos estudantes — como tempo de resposta, número de tentativas e acertos — é possível traçar perfis individuais e, a partir disso, propor atividades que atendam de maneira mais eficaz ao desenvolvimento de suas competências. Para tal, a IA fornece arcabouço robusto e adaptativo, capaz de automatizar a construção e atualização do chamado *Modelo do Estudante* (ADOMAVICIUS; TUZHILIN, 2005), que representa computacionalmente as competências, as habilidades, o conhecimento e o progresso de cada indivíduo.

Inicialmente, exploramos a possibilidade de aplicar técnicas tradicionais de Machine Learning para identificar competências a partir das interações dos estudantes. Contudo, conforme indicado por Lindsay (2014), a associação entre atividades e competências — aqui denominada *rotulação especializada* — historicamente depende do julgamento de especialistas humanos (CEN; KOEDINGER; JUNKER, 2006). Assim sendo, optamos por realizar uma rotulação manual e validada, conforme detalhado nas Seções 3.2 e 3.3 deste capítulo. Diante disso, a IA nesta tese é aplicada predominantemente na fase de recomendação, utilizando algoritmos como filtragem colaborativa, baseada em conteúdo e modelos híbridos.

Ao integrar técnicas de IA, como redes neurais e modelos de memória, o sistema pode rastrear o progresso do estudante, identificar lacunas de conhecimento e recomendar atividades que promovam o desenvolvimento de competências, como flexibilidade, criatividade e metacognição. Dessa forma, a IA não apenas otimiza o processo de recomendação, mas também contribui para a formação de sujeitos complexos.

Como as atividades a serem recomendadas possuem rótulos predefinidos, a escolha do algoritmo base deve considerar o desempenho dos estudantes em cada competência, visando recomendar atividades ao longo do tempo de forma eficaz. Para isso, é essencial selecionar algoritmos capazes de capturar as interações temporais e o progresso contínuo dos estudantes durante o curso, o que é fundamental em cenários educacionais de longo prazo. Além disso, como apresentado na Figura 9(a), outro aspecto marcante nesta tese é o fato de cada atividade estar associada a mais de uma competência e uma competência pode estar vinculada a mais de uma atividade, demandando, assim, que o recomendador desenvolvido seja capaz de lidar com múltiplas atividades e múltiplas competências de maneira simultânea.

Essa necessidade nos leva ao campo do ***Knowledge Tracing*** (KT), cujo objetivo é observar, quantificar e atualizar o estado de conhecimento de um estudante ao longo do tempo com base em suas interações com materiais didáticos (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023). Ainda que originalmente aplicados ao rastreamento de habilidades cognitivas específicas (como domínio de fórmulas ou regras), os princípios do KT podem ser adaptados para acompanhar o desenvolvimento de competências mais amplas — como autonomia, criatividade ou metacognição — especialmente em ambientes virtuais de aprendizagem.

O KT foi introduzido em 1986 e em 1990 ganhou destaque no trabalho de Anderson (1990) com modelos probabilísticos baseados em aprendizado de habilidades, tais como o *Bayesian Knowledge Tracing* (BKT) e os *Factor Analysis Models* (FAM), os quais estimam o nível de domínio de uma habilidade com base na resposta a uma sequência de tarefas (ANDERSON et al., 1990). A partir de avanços em redes neurais, surgiram modelos mais sofisticados, como o *Deep Knowledge Tracing* (DKT) e, posteriormente, o *Dynamic Key-Value Memory Network* (DKVMN), que constitui a principal abordagem adotada nesta tese.

Em geral, as técnicas de KT são abordagens de IA aplicadas ao domínio da Educação, cujo objetivo é modelar o estado latente do conhecimento de um estudante ao longo do tempo. Essas técnicas combinam inferência estatística e aprendizado de máquina para prever, com base em interações anteriores, o desempenho futuro de um aluno em tarefas educacionais. O uso de IA permite capturar padrões complexos de aprendizagem, personalizar trajetórias de estudo e adaptar intervenções pedagógicas de forma dinâmica e individualizada. Em modelos mais recentes, como o DKVMN, esse processo é potencializado pelo uso de redes neurais com estruturas de memória diferenciadas, possibilitando o rastreamento simultâneo de múltiplos conceitos e habilidades de forma mais granular e contínua. Essa capacidade é especialmente valiosa em contextos educacionais que demandam o acompanhamento de competências cognitivas complexas, como nas competências do sujeito complexo, foco desta tese.

Embora os algoritmos de KT tenham sido inicialmente concebidos para rastrear habi-

lidades cognitivas simples, nesta tese utilizamos os princípios fundamentais do KT como base conceitual para propor uma abordagem mais ampla. O foco central da tese recai sobre o uso de técnicas de Inteligência Artificial, em especial uma arquitetura de rede neural especializada com mecanismos de memória dinâmica, adequando as capacidades dos algoritmos tradicionais de KT para permitir o rastreamento de competências complexas.

Em uma revisão abrangente e sistemática da literatura, Abdelrahman et. al. (2023) apresentou uma ampla gama de algoritmos sobre Knowledge Tracing (KT). Nesta revisão, destacou-se o uso de Componentes de Conhecimento (KCs – *Knowledge Components*), que representam habilidades ou conceitos específicos que os estudantes precisam dominar para responder corretamente às questões. No contexto do KT, uma questão pode estar associada a uma ou mais KCs, e o objetivo dos modelos de KT é rastrear o estado de conhecimento do estudante em relação a essas KCs, prevendo sua capacidade de responder a perguntas corretamente com base em interações passadas (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023). Embora as KCs sejam geralmente expressas de forma objetiva, como conceitos específicos a serem dominados (por exemplo, uma fórmula matemática ou regra gramatical) (KOEDINGER; CORBETT; PERFETTI, 2012), elas também podem ser complexas, envolvendo a interdependência de diferentes habilidades, comportamentos ou competências de aprendizagem do estudante ao longo do tempo.

Como o conceito de KT refere-se à capacidade de modelar e monitorar o estado de conhecimento de um estudante ao longo do tempo, esta técnica se torna relevante em ambientes educacionais digitais ao prever a probabilidade de um estudante responder corretamente a uma pergunta futura com base em suas interações passadas, analisando, por exemplo, o nível de domínio das habilidades subjacentes aos materiais didáticos (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023).

Considerando os aspectos supracitados, avançamos sobre os aspectos desta técnica e identificamos que algoritmos de KT possuem em sua composição uma matriz binária conhecida como Q-Matrix, utilizada para mapear a relação entre itens avaliativos (como perguntas ou atividades) e as habilidades subjacentes necessárias para resolvê-los. (KOEDINGER; CORBETT; PERFETTI, 2012). Cada linha da Q-Matrix representa um item, e cada coluna representa uma habilidade específica. Um valor de 1 indica que uma habilidade está associada a um item, enquanto um valor de 0 indica que uma habilidade não é necessária para esse item. Essa estrutura é essencial para personalizar o aprendizado, permitindo rastrear o progresso de um estudante em habilidades específicas, identificar lacunas no conhecimento e direcionar recomendações, considerando as respostas às atividades representadas pela Q-Matrix. No caso desta tese, essa matriz é adaptada para vincular as atividades às competências.

Tradicionalmente, métodos como Bayesian Knowledge Tracing (BKT) e Factor Analysis Models (FAM) são utilizados para representar e rastrear o progresso do estudante em habilidades específicas (ANDERSON et al., 1990). Esses modelos analisam a dinâmica

de aprendizado com base em interações anteriores, focando em aspectos como:

- ❑ Conhecimento prévio do estudante;
- ❑ Taxa de aprendizado;
- ❑ Dificuldade das atividades educacionais.

O algoritmo BKT é a implementação mais comum, utilizando o teorema de Bayes para atualizar a probabilidade de um estudante dominar uma habilidade a cada nova observação (YANG et al., 2024). O fluxo do BKT (veja Figura 4) serve como uma estrutura básica para entender como o KT acompanha e modela o aprendizado de um indivíduo.

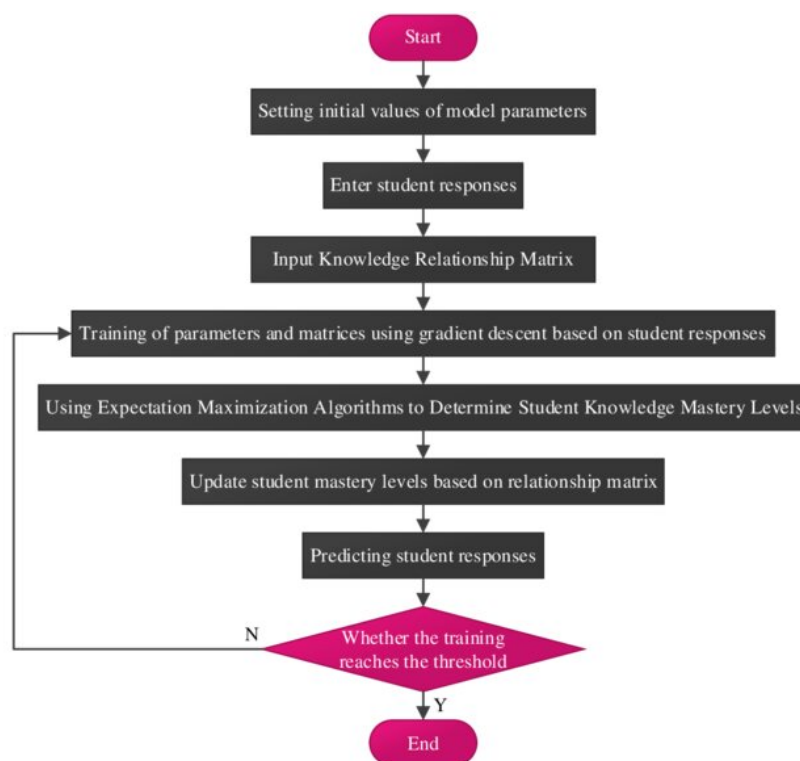


Figura 4 – Fluxograma do modelo BKT. Fonte: (YANG et al., 2024)

Em resumo, o fluxo básico de KT, baseado na figura 4, é:

1. Inicialização: Atribuir uma probabilidade inicial de domínio para cada habilidade.
2. Observação: O aprendiz responde a uma questão.
3. Atualização: A probabilidade de domínio é atualizada utilizando o teorema de Bayes, considerando a resposta do aprendiz e os parâmetros do modelo.
4. Predição: A probabilidade de o aprendiz acertar a próxima questão é calculada com base na probabilidade de domínio atualizada.

5. Repetição: Voltar ao passo 2 para a próxima interação.

Este processo permite ao BKT acompanhar a evolução do conhecimento do estudante ao longo do tempo e adaptar a instrução de forma personalizada.

Como mencionado anteriormente, os avanços no aprendizado de máquina trouxeram novos modelos de rastreamento de conhecimento, como o Deep Knowledge Tracing (DKT), que usa redes neurais recorrentes (RNNs) para capturar a dinâmica temporal do aprendizado. Dentre os modelos avançados, destacam-se para nossos interesses:

- ❑ Dynamic Key-Value Memory Networks: Utiliza uma estrutura de memória chave-valor para rastrear múltiplas habilidades de forma dinâmica.
- ❑ Graph-Based Models: Modelam as relações entre habilidades como um grafo, capturando interdependências complexas.
- ❑ Attentive Models: Incorporam mecanismos de atenção para focar em habilidades relevantes em cada interação.

ABDELRAHMAN et. al. (2023) deixou claro em seu trabalho que os algoritmos de KT são aplicados em diversas plataformas de ensino online, como sistemas de tutoria inteligente (ITS), jogos educacionais e outros ambientes de educação assistida por computador, além de MOOCs. Dos métodos abordados pelo autor, consideramos principalmente aqueles que lidam com múltiplas habilidades e com o esquecimento (parcial ou integral) do estudante, de forma que seja possível acompanhar o desempenho das habilidades do estudante ao longo do tempo. Após tais definições, elencamos alguns métodos (Tabela 1) que atendem às demandas desta tese.

Dentre os algoritmos mencionados na Tabela 1, tomou-se como base para implementação do recomendador desta tese o DKVMN, considerando as seguintes razões:

1. Este algoritmo produz melhores resultados com menos parametros que o DKT, além de não sofrer de *overtitting* (sobreajuste) - problema existente no DKT. Além disto, DKVMN consegue identificar com precisão conceitos subjacentes aos exercícios, sendo capaz de representar os estados conceituais dos alunos em relação a diferentes conceitos ao longo do tempo (ZHANG et al., 2017). Estes benefícios vão de encontro às adequações para acompanhar a evolução de múltiplas competências do estudante.
2. Frameworks Disponíveis: O DKVMN utiliza uma estrutura baseada em redes neurais, que pode ser implementada utilizando frameworks de deep learning como TensorFlow ou PyTorch. Ambos os frameworks possuem suporte robusto para modelos de memória, redes recorrentes e manipulação de dados em tempo real.
3. Simplicidade na Memória: O DKVMN apresenta uma arquitetura mais direta ao utilizar uma estrutura de memória do tipo chave-valor estática, que permanece

constante durante o treinamento e é atualizada apenas na memória de valor. Isso contrasta com modelos como o HawkesKT, que incorpora processos temporais complexos baseados em séries temporais autoexcitatórias, ou com o DGMN, que utiliza grafos dinâmicos para capturar relações entre conceitos — exigindo maior complexidade computacional e estrutura de dados sofisticada. Assim, o DKVMN facilita a implementação e a interpretação dos resultados, tornando-se mais acessível para adaptações em contextos educacionais com competências múltiplas.

Algoritmo	Modelo de Aprendizagem	Lida com Esquecimento	Avalia Múltiplas KCs
Exercise-Aware Knowledge Tracing (EKT)	Recurrent Neural Network (RNN)	Sim	Sim
Dynamic Key-Value Memory Network (DKVMN)	Key-Value Memory Network	Não explicitamente	Sim
Sequential Key-Value Memory Network (SKVMN)	LSTM + Key-Value Memory	Parcialmente	Sim
HawkesKT	Point Process (Hawkes Process)	Sim	Sim
Knowledge Proficiency Tracing (KPT)	Probabilistic Matrix Factorization	Sim	Sim
Deep Graph Memory Network (DGMN)	Graph Neural Network + Memory	Sim	Sim

Tabela 1 – Comparação dos algoritmos que avaliam múltiplas Componentes de Conhecimento e lidam com o esquecimento - fonte: (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023)

O DKVMN é uma extensão dos modelos tradicionais de KT, projetada para lidar com a complexidade do aprendizado dinâmico e fornecer uma representação detalhada do estado de conhecimento de um estudante. Este modelo expande o DKT ao incorporar duas matrizes de memória: uma de chave (**key**) e outra de valor (**value**). Para rastrear como o estado de conhecimento de um estudante evolui ao longo do tempo, diferentemente do KVMN, no qual ambas as matrizes são estáticas, o DKVMN projeta a matriz de valor como dinâmica, enquanto mantém a matriz de chave estática (ZHANG et al., 2017).

Antes de ser uma técnica de KT, o DKVMN é, em essência, uma **rede neural especializada**, composta por camadas de embedding, módulos de memória e camadas totalmente conectadas. Seu diferencial está no uso de uma estrutura de memória externa

que permite armazenar e atualizar informações sobre o estado do estudante ao longo do tempo. Essa arquitetura pode ser aplicada a qualquer problema de rastreamento temporal, mas se mostra particularmente eficiente em KT, pois permite modelar múltiplas habilidades simultaneamente, considerando as interações acumuladas.

2.4.1 DKVMN: Dynamic Key-Value Memory Network

O modelo DKVMN possui arquitetura ilustrada na Figura 5. Nele, $M_k \in \mathbb{R}^{N \times d_k}$ representa a matriz de chave e $M_v^t \in \mathbb{R}^{N \times d_v}$ é a matriz de valor no instante de tempo t . Assume-se que há N componentes de conhecimento latentes (KCs, do inglês *Knowledge Components*) subjacentes a todas as perguntas de uma tarefa de aprendizado. Para uma pergunta q_t no instante de tempo t , é calculado um peso de correlação w_t , que representa a correlação entre a pergunta q_t e os KCs latentes armazenados na matriz de chave M_k . O tamanho das representações vetoriais das chaves é determinado por d_k , que é um hiperparâmetro projetado para capturar as informações relevantes sobre os componentes de conhecimento. Esses vetores de dimensão d_k são fundamentais para calcular a relação entre q_t (codificada em um vetor de dimensão compatível) e os KCs na matriz M_k . Portanto, d_k é um parâmetro crítico que define a riqueza e a granularidade das representações de chave no modelo DKVMN.

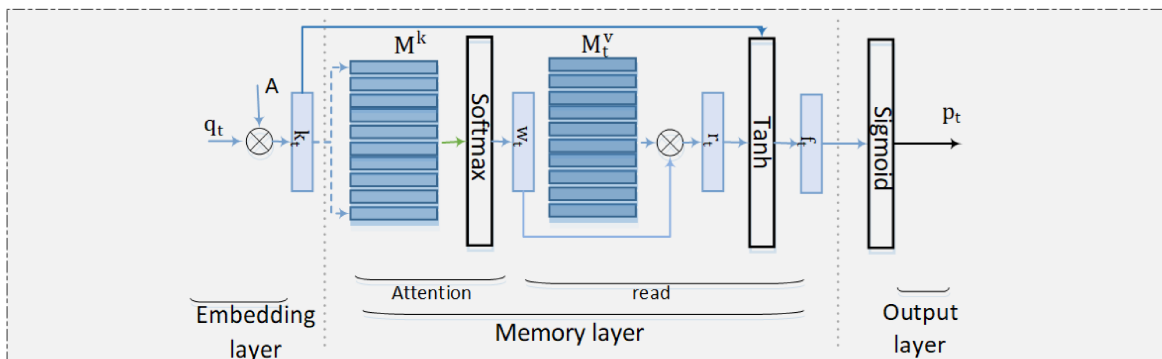


Figura 5 – Modelo DKVMN. Fonte: (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023)

Conforme ilustrado na Figura 5, a arquitetura do DKVMN é composta por:

- **Matriz de Chave (Key):** contém slots fixos de memória, onde cada linha (slot) representa um KC latente — isto é, um conceito abstrato que pode ou não corresponder diretamente a uma habilidade conhecida ou a uma combinação abstrata de competências relacionadas. É compartilhada entre todos os estudantes e não muda ao longo do tempo. Ela serve como base para calcular a atenção de cada nova questão, dizendo: "quais conceitos essa questão exige". Durante o treinamento, o modelo aprende a associar diferentes padrões de entrada a diferentes slots, com base na similaridade entre a questão e os vetores da matriz de chave. Esses slots serão posteriormente usados para visualizar a distribuição da atenção do modelo,

oferecendo uma interpretação sobre quais “regiões conceituais” da memória estão sendo ativadas por determinadas competências ou atividades.

- ❑ **Matriz de Valor (Value):** Representa o domínio do estudante em cada KCs (memória dinâmica). A matriz de valor $M_v^t \in \mathbb{R}^{N \times d_v}$ representa a memória dinâmica do modelo DKVMN. Cada uma das N linhas (ou slots de memória) da matriz é associada a um componente de conhecimento (KC) latente correspondente ao mesmo slot da matriz chave M_k . Assim, o slot i da matriz M_v^t armazena a proficiência atual do estudante em relação ao conceito representado pelo slot i de M_k . Essa representação é personalizada e evolui ao longo do tempo de acordo com as interações do estudante com o sistema.
- ❑ **Camadas de Embedding:** Codificam as atividades e respostas em vetores densos.
- ❑ **Camadas totalmente conectadas:** Combinam os vetores e produzem a predição.

2.4.2 Funcionamento do DKVMN

O funcionamento do modelo se dá em sete etapas principais, ocorrendo como descrito a seguir:

1. **Input:** No instante t , o modelo recebe a questão q_t e a resposta do estudante r_t .
2. **Embedding:** q_t é transformado em k_t ; (q_t, r_t) é transformado em v_t .
 - ❑ $k_t = A[q_t]$: vetor de embedding da questão.
 - ❑ $v_t = B[q_t, r_t]$: vetor de embedding da interação.
3. **Cálculo da Atenção:** O vetor k_t é comparado com os slots da matriz Key. O resultado passa por uma função softmax, produzindo o vetor de atenção $w_t \in \mathbb{R}^N$, onde cada entrada $w_t(i)$ representa o quanto o slot i da memória é relevante para a questão atual. Em outras palavras, o modelo “decide” em quais slots focar sua atenção, distribuindo pesos que serão usados para ler e atualizar a memória. Essa distribuição de atenção pode ser visualizada como um gráfico de barras, destacando os slots mais ativados por competência ou por estudante.
 - ❑ Similaridade: $d_k = M_k \cdot k_t$, resultando em um vetor de tamanho N .
 - ❑ Softmax: $w_t = \text{softmax}(d_k) \rightarrow \text{pesos de atenção}$.
4. **Leitura da Memória:** Usa w_t para gerar uma leitura ponderada r_t da matriz Value.
 - ❑ $r_t = \sum_{i=1}^N w_t(i) M_v^t(i)$: representação do estado atual do conhecimento.

5. **Predição:** Combina-se r_t com k_t , passando por camadas densas e funções **tanh** e **sigmoid** para gerar a probabilidade p_t de sucesso futuro.

□ $f_t = [r_t; k_t]$: concatenação dos vetores.

□ $p_t = \sigma(\text{FC}(f_t))$: probabilidade de acerto da próxima questão.

6. **Atualização da Memória:** A matriz Value é atualizada com vetores de apagamento e_t e adição a_t , ponderados por w_t .

□ Geração dos vetores de apagamento e_t e adição a_t .

□ $M_{t+1}^v = M_t^v(1 - w_t e_t) + w_t a_t$

7. **Cálculo da Perda e Backpropagation:**

□ Calcula-se a perda via entropia cruzada entre p_t e r_t .

□ Os pesos da rede, embeddings e matriz Value são ajustados.

Inicialmente, o modelo recupera o estado de conhecimento do estudante em relação à pergunta q_t a partir da matriz de valor M_t^v , calculado como:

$$r_t = \sum_{i=1}^N w_t(i) \cdot M_t^v(i). \quad (1)$$

Em seguida, a resposta do estudante à pergunta q_t é prevista com base no estado de conhecimento recuperado. Após o estudante responder à pergunta q_t , a matriz de valor é atualizada para refletir o crescimento do conhecimento do estudante em função dessa interação.

Este processo permite atualizar continuamente o modelo do estudante e, ao final, utilizar a memória atualizada para prever o desempenho futuro e recomendar atividades associadas a competências que precisam ser desenvolvidas. Dessa forma, o DKVMN pode ser utilizado para atuar em um sistema de recomendação pedagógico orientado por IA, promovendo uma forma personalizada e inteligente de desenvolver o sujeito complexo.

A capacidade do KT de modelar e monitorar o estado de conhecimento do estudante ao longo do tempo permite identificar habilidades e competências, possibilitando uma personalização assertiva no processo de ensino e aprendizagem. Ao utilizar algoritmos como o BKT ou modelos avançados como o DKVMN, pode-se rastrear e atualizar o progresso dos estudantes em relação às competências do sujeito complexo. Dessa forma, o KT pode tanto orientar as recomendações de atividades pedagógicas de maneira direcionada e estratégica, quanto possibilitar que as interações no Moodle estejam alinhadas com o desenvolvimento das competências centrais preconizadas pela teoria do pensamento complexo, promovendo um aprendizado mais significativo e integrado.

Ao adaptar o DKVMN para o rastreamento de competências, cada slot da memória representará uma competência (por exemplo, autonomia, criatividade, etc.) ou agrupamento delas. As atividades pedagógicas (como fórum, quiz, glossário, etc.) são representadas como entradas que se relacionam a uma ou mais competências através de uma Q-matrix especializada. Como cada slot da memória representa uma dimensão latente aprendida, a visualização dos valores de atenção ao longo do tempo permite interpretar padrões de foco do estudante nas diferentes competências associadas às atividades. Assim, os gráficos de atenção apresentados na seção de resultados evidenciam como o modelo distribui sua atenção sobre os slots de memória a cada interação, revelando como o estado cognitivo é atualizado dinamicamente. O desempenho do estudante nas atividades (extraído de dados do Moodle) é usado para alimentar o modelo com informações de acerto ou erro, permitindo atualizar dinamicamente o estado de proficiência do estudante. Poderemos compreender melhor seu funcionamento com o exemplo detalhado na seção a seguir.

2.4.3 Exemplo com Dados Reais do Assist09²

Considerando a descrição do DKVMN (ZHANG et al., 2017), segue abaixo a exemplificação com dados do dataset Assistment 2009 (FENG; HEFFERNAN; KOEDINGER, 2009), do qual utilizamos o estudante de ID 79031 interagindo com a questão $q_t = 134$, associada à habilidade $skill = 1$ e resposta incorreta ($r_t = 0$ (errou)):

1. Entrada: Pergunta q_t e Resposta r_t

q_t : índice da questão (ex: $q_t = 134$)

Formato: inteiro

r_t : resposta do aluno (acertou = 1 ou errou = 0)

Formato: inteiro (binário)

Representa a interação do estudante com uma questão em um sistema de aprendizado adaptativo.

2. Q-Matrix

Mapeia cada questão para uma ou mais Knowledge Components (KCs)

Formato: $Q \in \mathbb{R}^{n_q \times N_{kcs}}$ no qual n_q é o número de questões e N_{kcs} é o número de KCs

² O dataset *ASSISTments 2009–2010* (subconjunto *skill-builder*) é um benchmark clássico em *Educational Data Mining* e *Knowledge Tracing*, composto por registros de interação de estudantes em exercícios de matemática na plataforma ASSISTments. Reúne aproximadamente 346.860 interações de cerca de 4.217 estudantes, cobrindo 26.688 problemas (4º ao 10º ano). Cada registro tipicamente inclui identificadores do estudante e do problema, habilidade(s) associada(s) (*skill*), acerto/erro (*correct*), número de tentativas e tempo de resposta. No modo *skill-builder*, a proficiência é geralmente inferida após uma sequência curta de acertos consecutivos (p.ex., três). Dependendo da versão/subconjunto, o pacote completo pode incluir também dados fora do *skill-builder* e/ou de experimentos controlados.

Exemplo: : Para $n_q = 17000$, $N_{kcs} = 123$ (dataset assist09), $Q \in \mathbb{R}^{17000 \times 123}$.

Uma linha de Q_{matrix} como $Q[134] = [0, 1, 0, 1, 0, \dots, 0]$, indica que a questão 134 está associada às KCs 2 e 4 (1s nas posições 2 e 4).

3. Matriz A:

Contém representações vetoriais densas (embeddings) de cada questão q_t , inicializados aleatoriamente e ajustados durante o treinamento, para maior clareza.

Formato: $A \in \mathbb{R}^{n_q \times d_k}$ onde d_k é a dimensão do embedding (ex.: $d_k = 50$ (valor comum na literatura)) $\rightarrow A \in \mathbb{R}^{17000 \times 50}$

Exemplo: Sendo k_t o vetor que captura características implícitas da questão, como dificuldade, KCs, relação com outras questões, etc., uma linha da matriz é representada por, $A[134] = k_t = [0.12, -0.05, 0.33, \dots, 0.07] \in \mathbb{R}^{50}$

OBS.: É importante ressaltar que um embedding não é diretamente interpretável. São valores contínuos, geralmente entre -1 e 1 que indicam a posição da questão q_t em um espaço de conceitos latentes aprendidos pela rede, representando as relações semânticas ou estruturais entre questões³.

4. Matriz M_k (Key Memory Matrix):

Contém vetores fixos (chaves) representando conceitos latentes (não correspondem diretamente a KCs específicas, mas são abstrações aprendidas). A matriz M_k funciona como um catálogo fixo de 'conceitos' que o modelo usa para interpretar questões.

Formato: $M_k \in \mathbb{R}^{N \times d_k}$, onde N é o número de slots (ex.: $N = 20$, $d_k = 50$).

Exemplo: $M_k \in \mathbb{R}^{20 \times 50}$

Cada vetor, linha da matriz M_k ⁴, é aprendido durante o treinamento, representando uma abstração de um conceito que pode estar relacionado a múltiplas KCs. A matriz é fixa ao longo do tempo — ela não é atualizada a cada interação, servindo de base para o cálculo da atenção. Abaixo temos uma linha da matriz M_k , representando o slot $i = 3$:

$M_k[3] = [0.25, -0.11, 0.42, \dots, 0.08] \in \mathbb{R}^{50}$

5. Cálculo da Atenção:

Mede a relevância da questão q_t em relação aos slots de memória, calculando a similaridade entre k_t e cada linha de M^k (conceito) com produto escalar:

$$w_t = \text{softmax}(k_t \cdot (M^k)^T)$$

Formato: $w_t \in \mathbb{R}^N$ (ex: $w_t \in \mathbb{R}^{20}$)

O softmax transforma as similaridades em pesos normalizados, indicando a importância de cada conceito para a questão. Isso gera um vetor de pesos de atenção que

³ Exemplo: se k_{t1} e k_{t2} (vetores de duas questões) forem parecidos, o modelo entende que essas duas questões envolvem conceitos semelhantes — sem precisar explicitar quais.

⁴ Cada linha $M_k[i]$ é um vetor no mesmo espaço vetorial de k_t . Ou seja, tanto k_t quanto cada slot de M_k vivem no mesmo universo de conceitos latentes.

indica quão relevante cada conceito (slot da memória) é para a questão q_t . Abaixo segue um exemplo numérico simples para w_t , como:

Se $w_t = [0.4, 0.3, 0.2, \dots, 0.1] \in \mathbb{R}^N$, o conceito no slot 1 é o mais relevante.

6. Matriz M_t^v (Value Memory Matrix):

A matriz M_t^v armazena o nível de proficiência do estudante em cada conceito latente no tempo t . Cada linha representa a memória do estudante para o slot correspondente da matriz M_k . É um vetor contínuo (não escalar) que armazena informações sobre o domínio do estudante em relação ao conceito latente.

Formato: $M_t^v \in \mathbb{R}^{N \times d_v} \rightarrow M_t^v \in \mathbb{R}^{20 \times 100}$

ex: $d_v = 100$ (dimensão do vetor de valor), $N = 20$ (número de conceitos latentes ou slots)

Essa matriz é atualizada dinamicamente a cada nova interação do estudante (exercício respondido), por meio de mecanismos de *erase* e *add* ponderados pelos pesos de atenção w_t . O *erase* reduz a memória de conceitos menos relevantes, enquanto o *add* incorpora novas informações com base na resposta do estudante.

Os valores de M_t^v evoluem conforme o estudante acerta ou erra questões associadas aos slots, permitindo ao modelo rastrear seu conhecimento ao longo do tempo.

Abaixo temos um vetor da matriz M_t^v , representando a memória do slot $i = 7$ no tempo t :

$$M_t^v[7] = [0.61, -0.03, 0.47, \dots, 0.09] \in \mathbb{R}^{100}$$

7. Leitura da Memória:

A leitura da memória combina os pesos de atenção w_t com os vetores da matriz M_t^{v5} para estimar a proficiência do estudante em relação aos conceitos latentes relevantes para a questão q_t . Matematicamente:

$$r_t = \sum_{i=1}^N w_t(i) \cdot M_t^v[i]$$

Formato: $r_t \in \mathbb{R}^{d_v}$ (ex.: \mathbb{R}^{100} , se $d_v = 100$) Intuição: Pense em r_t como um resumo do conhecimento atual do estudante, ponderado pela relevância de cada conceito para a questão q_t . Por exemplo, se $w_t = [0.4, 0.3, 0.2, \dots, 0.1]$, o slot 1 contribui mais para r_t . Exemplo: Se $M_t^v[1] = [0.61, -0.03, \dots, 0.09]$ e $w_t[1] = 0.4$, a contribuição do slot 1 é $0.4 \cdot [0.61, -0.03, \dots, 0.09]$.

8. Concatenação e Transformação:

Concatena o vetor de leitura da memória r_t com o embedding da questão k_t :

$$f_t = [r_t; k_t]$$

Formato: $f_t \in \mathbb{R}^{d_v+d_k}$ (ex: $\mathbb{R}^{100+50} = \mathbb{R}^{150}$).

Intuição: f_t combina o conhecimento do estudante (r_t) com as características da questão (k_t) para formar uma representação completa.

⁵ Esses vetores não são probabilidades, mas são transformados em vetores de leitura r_t com base no peso de atenção w_t , para gerar previsões.

9. Predição:

Gera a probabilidade p_t do aluno acertar a próxima questão q_t

$p_t = \text{sigmoid}(W \cdot f_t + b)$ onde $W \in \mathbb{R}^{1 \times (d_v + d_k)}$, $b \in \mathbb{R}$.

W são os pesos da camada de predição e b (bias) o viés escalar

Formato: escalar ($p_t \in [0, 1]$)

Intuição: p_t reflete a chance de acerto com base no conhecimento atual e nas características da questão.

10. Atualização da Memória (Durante Treinamento)

Gera vetores para atualizar M_t^v com base na interação (q_t, r_t) :

□ Vetor de entrada: $v_t = \text{embedding}(q_t, r_t)$, combinando questão e resposta.

Formato: $v_t \in \mathbb{R}^{d_k}$ (ex.: \mathbb{R}^{50}).

□ Vetor de apagamento: $e_t = \text{sigmoid}(W_e \cdot v_t)$, onde $W_e \in \mathbb{R}^{d_v \times d_k}$.

Formato: $e_t \in \mathbb{R}^{d_v}$ (ex.: \mathbb{R}^{100}).

□ Vetor de adição: $a_t = \tanh(W_a \cdot v_t)$, onde $W_a \in \mathbb{R}^{d_v \times d_k}$.

Formato: $a_t \in \mathbb{R}^{d_v}$ (ex.: \mathbb{R}^{100}).

11. Atualização da Memória Dinâmica M_t^v

Para cada slot $i = 1, \dots, N$:

$M_t^v[i] \leftarrow M_t^v[i] \cdot (1 - w_t[i] \cdot e_t) + w_t[i] \cdot a_t$.

Intuição: O termo $(1 - w_t[i] \cdot e_t)$ reduz a memória de conceitos menos relevantes, enquanto $w_t[i] \cdot a_t$ adiciona novas informações com base na resposta (Atualiza a memória com base no desempenho).

Formato: $M_t^v \in \mathbb{R}^{N \times d_v}$ (ex.: $\mathbb{R}^{20 \times 100}$).

12. Matriz D (Histórico do Estudante)

Representa conceitualmente o histórico de interações do estudante, refletido na evolução de M_t^v ao longo do tempo.

Não é uma matriz explícita, mas o efeito acumulado das atualizações de M_t^v , capturando o progresso do estudante.

Intuição: Cada atualização de M_t^v incorpora uma nova interação (q_t, r_t) , formando um histórico implícito do aprendizado.

2.4.4 Implicações para Recomendação Educacional

A estrutura apresentada do DKVMN pode ser adequada para rastrear competências múltiplas simultaneamente, tornando-o adequado para o cenário desta tese, que visa recomendar atividades educativas com base em competências do sujeito complexo (como metacognição, criatividade e resiliência). Ao modelar o progresso do estudante por meio de interações reais com atividades, o DKVMN possibilitará a identificação de lacunas e a

recomendação personalizada de tarefas, fortalecendo o desenvolvimento das competências desejadas.

Na implementação desta tese, o DKVMN será adaptado para representar atividades pedagógicas do Moodle como entradas (q_t), cada uma associada a competências rotuladas (Q-matrix). A cada nova interação, a rede atualiza o estado de proficiência do estudante em relação às competências envolvidas e utiliza esse estado atualizado para prever a probabilidade de sucesso em atividades futuras. Essa predição é então usada como base para gerar recomendações personalizadas.

A abordagem do DKVMN, portanto, transcenderá a previsão de acertos, atuando como ferramenta analítica para tomadas de decisão pedagógica e promoção de aprendizagem significativa.

Estado da Arte

O sistema de recomendação desenvolvido nesta pesquisa fundamenta-se na intersecção de três eixos principais: Sistemas de Recomendação (SR), Teoria do Pensamento Complexo e Rastreamento de Competências de Alta Ordem. Cada um desses eixos possui relevância consolidada na literatura educacional e tecnológica, porém, não foram identificados estudos que integrem simultaneamente os três temas no contexto de ambientes virtuais de ensino e aprendizagem, como o Moodle.

Considerando a ausência da intersecção supra, este capítulo apresenta um mapeamento da produção científica relacionada a cada um desses temas e discute as possíveis articulações entre eles. A ausência de abordagens que unifiquem essas perspectivas reforça a originalidade da proposta desta tese e sustenta a viabilidade de uma integração inovadora. A lógica que guia o estado da arte visa buscar transitividade entre os três eixos principais, sugerindo que, embora a literatura mostre relações parciais entre os temas (por exemplo, SR com KT, ou SR com competências complexas), o caminho completo entre SR → Pensamento Complexo → Rastreamento de Competências → Recomendação Pedagógica Personalizada com Base em Competências do Sujeito Complexo pode ser preenchido.

Baseado nesta demanda, organizamos este capítulo da seguinte forma:

- ❑ Seção 3.1 apresenta os Sistemas de Recomendação, com ênfase em suas aplicações na educação, nas abordagens personalizadas e na plataforma Moodle. Também explora os vínculos entre SR e técnicas de Knowledge Tracing (KT) e entre SR e as competências do sujeito complexo.
- ❑ Seção 3.2 aborda a Teoria do Pensamento Complexo, destacando seus fundamentos filosóficos e implicações pedagógicas, com base nos principais autores que embasam esta tese (Morin, Maissiat, Pacheco, entre outros).
- ❑ Seção 3.3 discute o Rastreamento de Competências, com foco nas habilidades de alta ordem e no papel de algoritmos de IA, como o DKVMN, na modelagem do conhecimento e no acompanhamento da evolução do estudante.

- ❑ Seção 3.4 apresenta os trabalhos que fundamentaram a proposta inicial do sistema, bem como uma atualização da revisão sistemática realizada nos últimos três anos. Essa atualização reforça que, apesar da vasta produção científica nos três eixos de forma isolada ou parcialmente conectada, não foram encontradas pesquisas que integrem os três temas de forma coesa em um sistema funcional de recomendação educacional baseado em competências do sujeito complexo.

A revisão bibliográfica realizada apresenta dois momentos - pré-qualificação da tese e pós-qualificação - onde o primeiro momento buscou embasar e direcionar a pesquisa e o segundo momento trouxe confirmação dos direcionamentos realizados. Na etapa de pré-qualificação, a revisão organizou a literatura em três blocos de contribuições, conforme os quadros apresentados nesta seção do capítulo, permitindo visualizar com clareza os eixos temáticos e suas principais combinações de palavras-chave.

O primeiro eixo apresenta principalmente contribuições metodológicas, foca em frameworks, protocolos e desenho curricular, com combinações como revisão sistemática + tipologias/agenda de pesquisa, ERS/lifelong learning + frameworks, rotulagem por competências + clusterização (Moodle), design por tarefas (RECREA) + indicadores observáveis, currículo flexível/reticular + metodologias ativas. Os trabalhos desse eixo fornecem a base necessária ao DKVMN adaptado fornecendo: (i) revisões e frameworks orientam escopo, desenho experimental e métricas de avaliação; (ii) protocolos de rotulagem por competências e clusterização viabilizam um conjunto de dados consistente no Moodle; (iii) guias de design instrucional e diretrizes de currículo flexível sustentam a orquestração de atividades; e (iv) referências em metodologias ativas que ancoram as intervenções. (*ver* Quadro 1).

Quadro 1 – Artigos — Contribuições Metodológicas

Autor (Ano)	Palavras-chave	Contribuição / Relevância
Urdaneta et al. (2021)	Revisão sistemática; tipologias	Síntese metodológica das abordagens de RS na educação e tendências ML/DL.
Dascalu et al. (2016)	Survey; frameworks	Estrutura conceitual (cenários, papéis, métricas) para ERS e aprendizagem ao longo da vida.
Oliveira (2022)	Rotulagem; clusterização; Moodle	Protocolo de rotulagem por competências no Moodle com validação colaborativa para recomendações formativas.
Álvarez Del Valle et al. (2019)	Design por tarefas; guia (RECREA)	Passo a passo para incorporar tarefas problematizadoras ao design instrucional por competência.
Ciurana & Regalado (2017)	Currículo flexível; redes	Diretrizes para desenho curricular reticular e recontextualizado (metodologia de organização).
De (2017); Rodrigues (2022)	Metodologias ativas; currículo	Reorganização de conteúdos e práticas para aprendizagem integrada e colaborativa.

Apresentando as contribuições de cunho Pedagógico, no segundo eixo destacam-se fundamentos e práticas que promovem uma visão holística do estudante. Em síntese, os artigos do Quadro 2 oferecem a base metodológica que o DKVMN adaptado necessita para: consolidar o referencial conceitual do pensamento complexo (o que rastrear), orientar o mapeamento de competências para atividades no Moodle (como rotular), sugerir indicadores observáveis para coleta e avaliação formativa (como medir), alinhar-se a diretrizes curriculares e metodologias ativas (como organizar o ensino) e apontar affordances de atividades úteis à engenharia de atributos (onde intervir). (*ver* Quadro 2)

Quadro 2 – Artigos — Contribuições Pedagógicas / Competências do Pensamento Complexo

Autor (Ano)	Palavras-chave	Contribuição / Relevância
Morin (2000; 1994)	Pensamento complexo; dialógica; recursividade; hologramático	Fundamentos teórico-filosóficos para visão holística do estudante e relação dos saberes; base conceitual da tese.
Maissiat (2013)	Sujeito complexo; ações pedagógicas; competências	Relaciona repertório de atividades a competências do sujeito complexo; inspirou a rotulagem das atividades no Moodle.
Pacheco (2021)	Pensamento crítico; criativo; metacognição; operacionalização	Define processos cognitivos e indicadores observáveis para avaliação formativa das competências do pensamento complexo.
Ramírez-Montoya et al. (2022)	Educação 4.0; competências; inovação pedagógica	Revisão sistemática que destaca métodos/competências (crítica e criativa) como eixos para desenvolver pensamento complexo.
Álvarez Del Valle et al. (2019)	Tarefas problematizadas (RECREA); TIC	Guia prático para planejar projetos/tarefas orientadas ao desenvolvimento de competências complexas.
Degener & Berner (2017)	Perguntas complexas; níveis de questionamento	Continuum de questionamento que orienta o professor a formular perguntas de níveis 4–6, elevando a demanda cognitiva e dando suporte (scaffold) à análise, ao pensamento crítico e a conexões significativas na leitura em sala.
Behrend (2018)	BNCC; competências gerais; socioemocionais	Alinha competências de alta ordem a diretrizes curriculares; reforça foco em criticidade, criatividade e resolução de problemas.
Matthew (2009); Bravo & Young (2011); Rowe (2012); Cabiness et al. (2013)	Wiki; colaboração; HOTS	Uso do Wiki para criticidade e colaboração; estratégias para avaliação de fontes e coautoria.
Fernando (2020)	Moodle Quiz; autonomia; autorregulação	Mostra o Quiz como atividade para promover escrita acadêmica, autonomia e avaliação formativa.
Campos Cornejo et al. (2022)	Autoeficácia; pensamento complexo	Relação positiva entre autoeficácia e pensamento complexo; insumo para métricas afetivo-cognitivas.
Martínez & Vicuña (2017)	Visão global; integralidade do sujeito	Defende projeto pedagógico que reconhece dimensões cognitivas, éticas e ecológicas do estudante.
Ciurana & Regalado (2017)	Inter/transdisciplinaridade; currículo flexível	Argumenta por currículo reticular e recontextualizável, abrindo espaço a metodologias ativas.
Waquil (2009); Agrela (2020); Soares (2021)	Metodologias ativas; criatividade; avaliação formativa	Reforçam práticas reflexivas e ativas para mobilizar competências de alta ordem.

Por fim, porém não menos importante, e visando concluir a transitividade entre os

eixos, apresentamos as contribuições de cunho Tecnológico / Computacional — com foco em arquiteturas e algoritmos de recomendação/aprendizagem.

De forma objetiva, os artigos do Quadro 3 oferecem o alicerce técnico para o DKVMN adaptado, oferecendo aportes que justificam o uso de uma arquitetura de memória chave-valor com recursos temporais e semânticos, exatamente o que embasa o DKVMN adaptado para rastrear competências e recomendar atividades.

Quadro 3 – Artigos — Tecnológica / Computacional

Autor (Ano)	Palavras-chave	Contribuição / Relevância
Adomavicius & Tuzhilin (2005)	RS: conteúdo/colaborativa/híbrida	Síntese clássica das famílias de sistemas de recomendação; base para o panorama técnico.
Ferro (2010)	Moodle; híbrido; logs	SR validado em curso real no Moodle, combinando dados de uso e perfil.
Júnior et al. (2012)	Context-aware; Moodle; ubíquo	Extensão do Moodle com recomendação sensível a contexto (local, tempo, perfil).
Santos (2020); Juliani (2023)	Moodle; personalização	Exemplos de SR aplicados à recomendação de cursos/recursos/atividades no Moodle.
Obeid et al. (2018)	Ontologia; cold start; ES	RS semântico em educação superior; perfis ontológicos e segmentação (inclui uso de dados do Moodle).
Dascalu et al. (2016)	ERS; lifelong learning	Survey e enquadramento conceitual de RS educacionais para aprendizagem ao longo da vida.
Urdaneta et al. (2021)	Revisão sistemática; ML/DL	Mapeia predominância de NN/DL, integração de fontes heterogêneas e ontologias em RS educacionais.
Samin & Azim (2019)	LDA/ATM; recomendação acadêmica	Personalização semântica para orientação (cursos/orientadores) via modelos de tópico.
Fernández-García et al. (2020)	Matrícula; k-NN/MLP	Apoio à inscrição em disciplinas; classificadores e engenharia de atributos para trilhas curriculares.
Piech et al. (2015)	DKT; RNN; KT	Introduz Deep Knowledge Tracing; base para KT profundo.
Zhang et al. (2017)	DKVMN; memória chave-valor	KT com memórias de conceitos (keys) e proficiência (values); identifica lacunas para recomendar.
Sun et al. (2022)	DKVMN + rich features	Incorpora sinais comportamentais/habilidade de aprendizagem; melhora predição temporal.
Shin et al. (2021)	SAINT+; tempo; EdNet	Transformer com embeddings temporais (elapsed/lag); ganhos de AUC em larga escala.
Liu et al. (2019)	EKT; conteúdo do exercício	Integra conteúdo e conceito por item; interpretabilidade para recomendação de exercícios.
Huang et al. (2020)	Aprender-esquecer; curvas	Modelos explicáveis com Q-matrix; diagnósticos para treino personalizado.
Chanaa et al. (2020)	Grafos dinâmicos; GRU+Attention	Prediz “quem precisa de recomendação” para priorizar intervenções.
Takami et al. (2021)	Explainable RS; BKT	Gera explicações (guess/slip) acopladas às recomendações (feedback formativo).
Lindsey et al. (2014)	Descoberta de skills	Skills latentes melhoram predição vs. rótulos de especialista.
Mao, Lin & Chi (2018)	DL vs BKT/IBKT	Comparativo de modelos para diferentes objetivos de intervenção.

As contribuições mapeadas neste capítulo serão evidenciadas nas subseções seguintes de modo a explicitar como se agrupam e, sobretudo, como favorecem a transitividade entre os eixos. Essa leitura encadeada permite enxergar como cada contribuição prepara a próxima etapa do argumento — da caracterização das competências à modelagem do estado do estudante e à recomendação pedagógica —, estabelecendo o terreno para a proposta desta tese. Na sequência, através da Seção 3.1, examinamos os Sistemas

de Recomendação com ênfase em aplicações educacionais, abordagens personalizadas e integração ao Moodle.

3.1 Sistemas de Recomendação

Assim como já explicitado na fundamentação teórica, sistemas de Recomendação (SR) são ferramentas que auxiliam os usuários a encontrar itens de interesse em um grande volume de informações. Na educação, os SRs têm sido aplicados para recomendar cursos, materiais de estudo, atividades, colegas de estudo e até mesmo caminhos de aprendizado (ADOMAVICIUS; TUZHILIN, 2005).

No contexto educacional, a personalização é um fator crucial almejado em um SR, geralmente representado pela capacidade de adaptar as recomendações ao perfil de aprendizado, ao nível de conhecimento e aos objetivos de cada estudante. Isso levou ao surgimento de SRs mais sofisticados, que incorporam técnicas de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina para modelar o estado de conhecimento do aluno e prever seu desempenho futuro. No entanto, a maioria desses sistemas ainda opera com uma visão fragmentada do conhecimento, focando em habilidades ou conceitos isolados, o que contrasta com a visão holística proposta pela teoria do pensamento complexo. Esta seção sintetiza as principais contribuições de trabalhos que abordam Sistemas de Recomendação (SR) em contextos educacionais, com ênfase em (i) personalização, (ii) integração ao Moodle, (iii) convergência com Knowledge Tracing (KT) e (iv) alinhamento a competências do sujeito complexo. Diante desse cenário, torna-se essencial adotar um ambiente que favoreça não apenas a personalização do ensino, mas também a promoção de competências inter-relacionadas e de alta ordem.

3.1.1 Contexto educacional e personalização de ensino

Abordando uma visão geral sobre a personalização de ensino através de SR, identificamos que o processo de personalização tem sido tratado por múltiplas famílias de algoritmos (Filtragem Colaborativa ou Baseada em Conteúdo, Híbridos e, mais recentemente, M.L./Deep Learning). A revisão sistemática de URDANETA et.al.(2021) mostra precisamente essa distribuição e a tendência recente de uso de ML, além de ressaltar a importância de integrar fontes heterogêneas e ontologias para perfis mais ricos e recomendações mais úteis — o que é diretamente relevante à personalização “além do gosto” (competências, contexto, trajetória) (URDANETA-PONTE; MENDEZ-ZORRILLA; OLEAGORDIA-RUIZ, 2021).

Os trabalhos de base “knowledge-based/ontology” mostram personalização estrutural por meio de representações semânticas de perfis, itens e objetivos de aprendizagem. Em particular, o sistema ontológico em Educação Superior combina filtragem colaborativa

com ontologias para contornar cold start, construir perfis semânticos e até usar dados do Moodle (ex.: k-means no WEKA) para segmentar aprendizes e refinar recomendações (OBEID et al., 2018). Em visão mais ampla, revisões sobre SR em aprendizagem ao longo da vida destacam tipologias, cenários e requisitos de adaptação contínua — úteis para organizar modalidades de personalização, mas ainda centradas em preferências/objetivos e perfis cognitivos gerais (DASCALU et al., 2016).

Na vertente “machine-learning para contexto acadêmico”, há propostas que personalizam decisões e matches a partir de modelagem probabilística e distância semântica. Um estudo nacional usa LDA e Author-Topic Model (ATM) para recomendar orientadores, cursos e colaboradores, medindo relevância com Hellinger/KL e avaliando ranking com NDCG — com evidências de que o ATM agrega utilidade semântica por incorporar autoria (SAMIN; AZIM, 2019). O mesmo trabalho também sistematiza cenário e contribuições (p.ex., dataset nacional, uso de tópicos, escalabilidade computacional), mas reconhece limitações quanto à dinâmica temporal de interesses, o que impacta a adaptação fina ao longo do tempo. Complementarmente, no apoio à matrícula/inscrição, modelos como k-NN e MLP personalizam recomendações de disciplinas segundo semelhanças de perfil e padrões de desempenho, reforçando a utilidade de classificadores supervisionados em trilhas curriculares (FERNÁNDEZ-GARCÍA et al., 2020).

Conforme a revisão de URDANETA et.al.(2021), dentre os artigos que utilizaram ML, 79% empregaram ML supervisionado e 17% utilizaram ML não supervisionado. As técnicas mais comumente usadas incluem Redes Neurais (47%), das quais boa parte usam Deep Learning; Máquina de Vetores de Suporte (SVM) (10,5%); k-vizinhos mais próximos (k-NN) (10,5%); k-means (10,5%); e, por fim, múltiplas técnicas (21%). Neste sentido, o DKVMN adaptado utilizado, enquadra-se exatamente nas categorias mais usadas no panorama citado. Ele é uma rede neural de deep learning (memory-augmented), portanto cai no grupo de Redes Neurais (47%) e, dentro dele, no subconjunto que usa Deep Learning indicado no parágrafo. Ou seja, está alinhada ao estado da arte em termos de técnica predominante, ao mesmo tempo em que adiciona um diferencial (memória chave-valor) apropriado ao rastreamento temporal de competências.

Passando do panorama algorítmico para a operacionalização da personalização no AVEA, temos por um lado as revisões e estudos empíricos que mostram os S.R. evoluindo de abordagens baseadas em conteúdo/colaboração para ML e deep learning — incluindo o uso de ontologias para enriquecer perfis e mitigar cold start (URDANETA-PONTE; MENDEZ-ZORRILLA; OLEAGORDIA-RUIZ, 2021; OBEID et al., 2018; DASCALU et al., 2016) – por outro lado é no ambiente de entrega que essas capacidades se tornam efetivas: é preciso um ecossistema que colete telemetria rica (logs de acesso, tentativas, tempo, interações sociais), suporte rotulagem pedagógica e permita fechar o ciclo “observar → inferir (KT) → recomendar → retroalimentar”.

3.1.2 Integração ao Moodle

O Moodle, como um dos AVEA amplamente utilizado, oferece uma infraestrutura robusta para a gestão de cursos e a interação entre alunos e professores. A integração de sistemas de recomendação no Moodle tem sido objeto de pesquisa, com foco na personalização da experiência de aprendizado, tanto que trabalhos existentes exploram a recomendação de atividades, cursos e objetos de aprendizagem, utilizando dados de interação dos alunos na plataforma (FERRO et al., 2010; JÁCOME et al., 2012; SANTOS et al., 2020; JULIANI; DONHA, 2023).

Paralelamente, a educação moderna, impulsionada por documentos como a Base Nacional Comum Curricular (BNCC) no Brasil, tem enfatizado o desenvolvimento de competências gerais e competências socioemocionais, que se alinham com a ideia de competências de alta ordem (BEHREND; COUSIN; GALIAZZI, 2018). Essas competências vão além do conhecimento factual e incluem habilidades como pensamento científico, crítico e criativo, comunicação, cultura digital e a capacidade de resolver problemas complexos. A Educação Baseada em Competências (EBC) é uma metodologia que busca fomentar essas habilidades, mas sua avaliação e rastreamento em larga escala ainda são desafios.

Estudos destacam o uso de atividades disponíveis através do Moodle (Quiz, Fórum e Wiki por exemplo) para promover competências de alta ordem, mas raramente esses esforços consideram uma abordagem sistemática para alinhar as atividades às competências do pensamento complexo (FERNANDO, 2020; CABINESS; DONOVAN; GREEN, 2013; APINO; RETNAWATI, 2017; ZOHAR; DORI, 2003). Esta demanda foi tratada nesta tese, ao rotularmos atividades do Moodle com base nessas competências, utilizando validação colaborativa e técnicas de clusterização para garantir a qualidade e a relevância das atividades rotuladas (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022).

Apesar desses avanços, uma lacuna crítica persiste na intersecção entre sistemas de recomendação educacional e o desenvolvimento de competências complexas. A maioria dos sistemas de recomendação no Moodle não está explicitamente projetada para rastrear e promover o desenvolvimento de competências de alta ordem ou as competências do sujeito complexo. Em geral, as recomendações tendem a ter desempenho baseado em testes, acesso a recursos ou preferências de outros usuários, sem incorporar uma modelagem profunda do estado cognitivo do estudante em relação às competências do sujeito complexo.

Para que um sistema de recomendação no Moodle seja verdadeiramente alinhado com a Teoria do Pensamento Complexo, ele precisa:

- ❑ Inferir o Estado de Competências Complexas: Utilizar um modelo de KT avançado (como o DKVMN adaptado) para rastrear o domínio das competências do sujeito complexo em tempo real;

- ❑ **Mapear Competências a Atividades Pedagógicas:** Estabelecer uma relação clara entre as competências complexas e as atividades pedagógicas disponíveis no Moodle, de modo que as recomendações sejam direcionadas ao desenvolvimento dessas competências;
- ❑ **Recomendações Contextualizadas:** As recomendações não deveriam ser apenas sobre o que estudar, mas também sobre como estudar, sugerindo abordagens que promovam a interconexão dos saberes e o pensamento reflexivo.

Para superar essa lacuna e transformar rótulos de competências em decisões adaptativas dentro do Moodle, é necessário um mecanismo capaz de inferir, em tempo real, estados latentes de aprendizagem e sua evolução — não apenas o acerto/erro pontual, mas também tendências, esquecimentos e consolidações. É exatamente esse o papel do Knowledge Tracing (KT). Na subseção a seguir, discutimos como diferentes famílias de KT — dos modelos probabilísticos aos deep com memória — podem ser integradas ao pipeline “observar \rightarrow inferir (KT) \rightarrow recomendar \rightarrow retroalimentar” e porque um DKVMN adaptado é particularmente adequado para mapear competências (e não apenas conceitos) às atividades do Moodle.

3.1.3 Alinhamento com Knowledge Tracing

Sistemas de recomendação (SR) apoiados em Knowledge Tracing (KT) procuram personalizar o estudo a partir de estimativas em tempo real do que cada estudante domina. Diferentes famílias de KT fornecem esse “sinal cognitivo”: redes com memória (p.ex., DKVMN), transformers sensíveis ao tempo (p.ex., SAINT+), modelos content-aware (p.ex. Exercise-aware Knowledge Tracing - EKT), abordagens probabilísticas com curvas de aprendizagem/esquecimento (p.ex., KPT/EKPT) e ainda variantes em grafos dinâmicos que estimam quem “precisa ser recomendado” agora. Esses sinais, quando acoplados ao motor de recomendação, orientam a seleção de itens/atividades com maior valor formativo para cada aluno.

No conjunto das abordagens profundas de KT, os modelos com memória e os transformers avançam a personalização ao rastrear, com granularidade temporal, a proficiência por conceito e ao usar sinais de tempo/ordem para prever respostas futuras. O DKVMN separa keys (conceitos) de values (proficiência), evidenciando lacunas conceituais e habilitando recomendações focadas; extensões incorporam características comportamentais e uma medida dinâmica de habilidades para refinar leitura/escrita da memória e melhorar a previsão (ZHANG et al., 2017; SUN et al., 2022). Na mesma direção, o SAINT+ adiciona embeddings temporais (elapsed/lag time) e alcança ganhos significativos no EdNet, confirmando que tempo e sequência das interações são críticos para personalizar a trilha de estudo (SHIN et al., 2021). Em aplicações diretas de recomendação, arquiteturas de

deep KT têm sido usadas para seleção de questões ajustadas ao nível estimado do aluno, fechando um ciclo de prática adaptativa (GUO, 2022).

Em paralelo, o EKT integra o estado sequencial com conteúdo e conceitos por item, projetando uma matriz de estado e uma rede de memória que quantifica o quanto cada exercício impacta múltiplos conceitos — útil tanto para recomendação de exercícios quanto para interpretabilidade pedagógica (LIU et al., 2019). Já as abordagens probabilísticas com curvas de aprendizagem-esquecimento (p.ex., KPT/EKPT) acoplam Q-matrix e fatoração probabilística para produzir diagnósticos explicáveis e visualizações do progresso, servindo de base sólida para intervenções personalizadas (HUANG et al., 2020). Complementarmente, grafos dinâmicos modelam estudantes como nós e, com GRU+Attention, aprendem representações dependentes do tempo (features + topologia), predizendo quem precisa de recomendação em cada instante — um sinal operacional para priorizar intervenções quando há risco de estagnação (CHANAA; FADDOULI, 2020).

A explicabilidade aparece como eixo transversal: há propostas que geram explicações textuais a partir de parâmetros do BKT (guess/slip), associando o “porquê” às atividades/itens recomendados e elevando a confiança e o valor formativo do feedback (TAKAMI; FLANAGAN et al., 2021). Também há evidências de que a descoberta automática de skills pode superar rótulos humanos na predição, sugerindo que a estrutura de habilidades pode emergir dos dados (LINDSEY; KHAJAH; MOZER, 2014). Por fim, comparativos entre BKT/IBKT e LSTM mostram forças distintas conforme a tarefa (p.ex., post-test vs. learning gains), mas, em geral, todos operam no nível de conceitos/skills de domínio e em sinais de desempenho/tempo (MAO, 2018).

Em conjunto, esses trabalhos personalizam por conceito, temporalidade, conteúdo, comportamento e até por topologia (grafos), e alguns oferecem explicabilidade ou realizam descoberta automática de habilidades. Todavia, nenhum rastreia as competências do sujeito complexo (p. ex., pensamento crítico, pensamento criativo e metacognição) como estados latentes que evoluem ao longo do tempo, nem integra o ciclo completo no Moodle operando diretamente com atividades rotuladas por competência. O DKVMN adaptado que propomos mira exatamente essa lacuna: (i) redefinir as chaves como competências complexas (e suas relações), (ii) atualizar os valores com traços de proficiência e indícios comportamentais por competência, e (iii) recomendar atividades do Moodle alinhadas às competências a desenvolver, com potencial de explicabilidade via leitura da memória. É um passo além dos modelos centrados em conceitos de conteúdo, aproximando a personalização do ideal formativo da teoria do pensamento complexo.

Para fechar o ciclo “observar → inferir (KT) → recomendar → retroalimentar” em termos pedagógicos, é preciso traduzir o sinal cognitivo produzido pelos modelos de KT (p.ex., DKVMN, SAINT+, EKT, KPT/EKPT) em decisões didáticas concretas no Moodle. Em outras palavras, as estimativas temporais de proficiência deixam de ser um fim em si e passam a acionar atividades pedagógicas previamente rotuladas pelas competên-

cias do sujeito complexo (pensamento crítico, criativo e metacognição), definindo o quê propor, em que sequência e com que grau de apoio (scaffolding, rubricas, pares, reflexão guiada). Na prática, isso significa mapear cada competência a affordances específicas das ferramentas do Moodle (por exemplo, Fórum e Wiki para criticidade e colaboração argumentativa; Tarefa/Workshop com autoavaliação para metacognição; Glossário/Datatabase e atividades de “ideação guiada” para criatividade), de modo que o estado latente estimado pelo KT dispare seleção e encadeamento de atividades orientadas ao desenvolvimento dessas competências. A seguir, mostramos que já existe algum alinhamento entre competências e tipos de atividades, porém poucos são os rótulos utilizados e os critérios de orquestração que sustentam a personalização formativa no ambiente Moodle.

3.1.4 Competências do Sujeito Complexo auxiliadas pelas Atividades Pedagógicas

Foi observado nesta tese que nenhum trabalho anterior propôs rotular atividades do Moodle levando em consideração o sujeito ou pensamento complexo. No entanto, como Maissiat (2013) demonstrou a necessidade de várias atividades para desenvolver as habilidades do sujeito complexo propondo um conjunto de ações pedagógicas relacionando-as a habilidades do sujeito complexo (MAISSIAT, 2013), suas conclusões inspiraram a rotulação inicial das atividades do Moodle nesta tese.

Abaixo apresentamos alguns trabalhos citados por utilizar atividades do Moodle visando promover as habilidades cognitivas de alta ordem, onde se destacam:

- ❑ Wiki Público: Tem o potencial de impactar positivamente as habilidades de escrita, consciência de propriedade intelectual, processamento e compreensão de conteúdo, interação entre os estudantes e o desenvolvimento de habilidades de pensamento crítico (MATTHEW; FELVEGI; CALLAWAY, 2009). Bravo e Young (2011) exploraram as percepções e comportamentos dos estudantes sobre o uso do wiki público durante uma tarefa colaborativa da Wikipedia em um curso de tecnologia, listando maneiras de usar a Wikipedia para promover HOTS (Higher-Order Thinking Skills), como ensinar os estudantes a avaliar criticamente recursos online (BRAVO; YOUNG, 2011). Rowe (2012) e Cabiness et al. (2013) consideraram o uso do wiki principalmente para desenvolver habilidades de colaboração (ROWE, 2012; CABINESS; DONOVAN; GREEN, 2013).
- ❑ Sistema de Resolução de Problemas ODDE: Schoenberger (2001) apresentou um programa para aprimorar habilidades de pensamento matemático por meio do vocabulário matemático e operação numérica que incluía um sistema de resolução de problemas ODDE (Palavras próprias, Desenho, Trabalho, Explicação) para fornecer um fórum onde os estudantes praticavam suas habilidades metacognitivas, comu-

nicativas e sociais. Diferentemente dos trabalhos que utilizaram o wiki, este foi o primeiro que vinculou uma habilidade específica a uma atividade (SCHOENBERGER; LIMING, 2001).

- QUIZZ do Moodle: Fernando (2020) discutiu o QUIZZ do Moodle, pois oferecia possibilidades de desenvolver e avaliar a escrita acadêmica. Preocupado com a avaliação formativa da escrita, o QUIZZ estimulava a autonomia e a autorregulação do estudante e era principalmente desejável em tarefas mais longas que exigiam uma saída escrita estruturada. Esta tese vinculou a habilidade de autonomia a uma atividade específica do Moodle (FERNANDO, 2020).

Em síntese, no recorte específico do Moodle, a vinculação entre atividades e competências de alta ordem permanece concentrada, sobretudo, em autonomia (via Quiz) e colaboração/cooperação (via Wiki), enquanto outras competências centrais ao sujeito complexo — metacognição, criatividade, flexibilidade, resiliência e transdisciplinaridade — seguem sub-representadas. Embora o ODDE aponte potencial para trabalhar metacognição, trata-se de uma intervenção fora do Moodle e, portanto, não supre a lacuna de um mapeamento sistemático no AVEA. À luz de Maissiat (2013), que enfatiza a necessidade de um repertório diversificado de práticas para o desenvolvimento integrado dessas competências, esta tese avança ao (i) rotular sistematicamente múltiplas atividades do Moodle segundo as competências do sujeito complexo, (ii) empregar validação colaborativa e técnicas de clusterização para garantir consistência dos rótulos e (iii) usar esse mapeamento como base para recomendações pedagógicas personalizadas orientadas ao desenvolvimento de competências.

À luz do modelo conceitual de Pacheco e Herrera (2021), que articula pensamento crítico, pensamento criativo e metacognição como processos centrais e interdependentes de um construto cognitivo superior — o pensamento complexo — (PACHECO; HERRERA, 2021), adotamos esse referencial para mapear tais competências às atividades do Moodle e orientar o desenho do sistema de recomendação. Com base nesse referencial, buscamos (i) identificar, no Moodle, atividades capazes de evidenciar as características do sujeito complexo e (ii) delinear um Sistema de Recomendação que integrasse, em uma mesma arquitetura, os três processos cognitivos (pensamento crítico, criativo e metacognição), de modo a refletir o pensamento complexo. Tal sistema deveria não apenas explicitar as relações entre essas habilidades, mas também inferir seu estado, monitorar sua evolução temporal e orientar, de forma personalizada e formativa, a seleção de atividades alinhadas ao desenvolvimento dessas competências.

Apino et al. (2017), Ezz et al. (2021) e Loewen (1995) enfatizaram a importância do design instrucional no desenvolvimento de habilidades de alta ordem, mas consideraram superficialmente o pensamento crítico ou criativo, falhando em capturar a natureza complexa do estudante como sujeito (APINO; RETNAWATI, 2017; ELARAB; MADDY,

2021; LOEWEN, 1995). Em contraste, identificamos estudos que personalizam o ensino ancorando-o diretamente em processos cognitivos específicos: na metacognição Indriana et al. (2019) desenvolveram um sistema de treinamento metacognitivo que recomenda estratégias de estudo com base em sinais comportamentais e de desempenho para promover autorregulação (desenho, resumo, controle de vídeo), com validação por especialistas e alta aceitação de usuários, configurando uma personalização orientada a como aprender, não apenas o que aprender (INDRIANA et al., 2019). Além disso, Odilinye (2019) investiga o uso de atividades metacognitivas do aluno — como realces durante a leitura — como sinais para um modelo de tópicos que alimenta um recomendador em ambientes de aprendizagem, relatando ganhos na qualidade percebida das recomendações e delineando um caminho de personalização sensível ao comportamento metacognitivo do aprendiz (ODILINYE, 2019).

No eixo do pensamento criativo, Sielis et. al. (2011) propõem um RS context-aware para ferramentas de apoio à criatividade colaborativa, usando ontologias e funções de utilidade para recomendar parceiros, recursos e ideias em cada fase do processo criativo — personalização que leva em conta contexto do problema, perfis e histórico criativo (SIELIS et al., 2011). De modo complementar, Althuisen & Wierenga (2014) evidenciaram que case-based reasoning com conjunto amplo/diverso de casos potencializa a criatividade (sobretudo de quem tem menor habilidade criativa), oferecendo “analogias úteis” como pistas para soluções originais — um tipo de personalização que ajusta a diversidade e distância dos exemplos conforme o perfil do solucionador (ALTHUIZEN; WIERENGA, 2014).

Para o pensamento crítico, Rodríguez et al. (2017) introduzem uma hibridização por argumentation, escolhendo objetos de aprendizagem capazes de serem “defendidos” por mais (e melhores) argumentos entre múltiplos motores de recomendação — abordagem que aproxima a recomendação do raciocínio avaliativo típico do pensamento crítico e explicita justificativas ao estudante (RODRÍGUEZ et al., 2017). Em paralelo, a visão psicológica de Buder & Schwind (2012) reforça que SR educacionais devem equilibrar autonomia e orientação para sustentar exploração autorregulada e avaliação informada, evitando a simples transferência de estratégias de e-commerce (BUDER; SCHWIND, 2012).

Apesar desses avanços, nenhum dos trabalhos acima (i) rastreia simultaneamente competências do sujeito complexo ou avalia os processos centrais do pensamento complexo (crítico-criativo-metacognitivo) como estados latentes ao longo do tempo, (ii) integra esse rastreamento a um knowledge tracing profundo (e.g., DKVMN) e (iii) fecha o ciclo recomendando, no Moodle, atividades rotuladas por competência complexa segundo a progressão do aluno. Há personalizações fortes por processo isolado (metacognição, criatividade, criticidade) e propostas gerais de SR cognitivo, mas falta um modelo unificador que atualize memórias latentes por competência complexa e use essas estimativas para

selecionar atividades pedagógicas com justificativas interpretáveis. É exatamente essa lacuna que o SR baseado na teoria do pensamento complexo e no DKVMN adaptado se propõe a preencher.

3.2 A Teoria do Pensamento Complexo e suas Implicações para a Educação

Nesta tese, adotamos a Teoria do Pensamento Complexo com o objetivo explícito de obter uma visão holística do estudante ao longo do processo de ensino e aprendizagem. Essa orientação teórica sustenta que o desenvolvimento formativo não se reduz ao domínio de conteúdos isolados; ele emerge da interação entre dimensões cognitivas (pensamento crítico, criativo e metacognição), afetivas, sociais e contextuais, que se influenciam mutuamente no tempo. Assim, ao religarmos essas dimensões, buscamos informar tanto o desenho pedagógico quanto a modelagem computacional das competências, de modo a apoiar decisões didáticas alinhadas ao desenvolvimento integral do sujeito.

Nessa perspectiva, seguimos a proposição de Morin de que a realidade é intrinsecamente complexa, formada por elementos interligados e interdependentes, em que o todo é mais do que a soma das partes — e as partes também contêm o todo (MORIN, 2000). O pensamento complexo, portanto, visa superar a fragmentação dos saberes e promover uma compreensão multidimensional dos fenômenos educacionais, com implicações diretas para a educação: convidam à interdisciplinaridade curricular, à avaliação formativa contínua e à orquestração de múltiplas atividades pedagógicas que façam emergir — e não apenas medir — as competências do sujeito complexo. (MORIN; PAKMAN et al., 1994)

No campo da educação, a aplicação da teoria do pensamento complexo preconiza o processo avaliativo do estudante, considerando além das tradicionais avaliações somativas, a necessidade de avaliações formativas que enxerguem o estudante como indivíduo complexo que pode ser caracterizado por diversas competências. Propondo uma abordagem integrada e reflexiva para compreender e agir sobre os desafios educacionais contemporâneos, a teoria do pensamento complexo destaca competências essenciais no contexto de um aprendizado significativo e adaptável (WAQUIL; BEHAR, 2009; AGRELA, 2020; SOARES, 2021).

Diversos trabalhos na literatura educacional exploram as contribuições do pensamento complexo para a pedagogia, a formação de professores e a concepção curricular (FERREIRA, 2023; RIBEIRO, 2011). No entanto, a transposição desses princípios filosóficos e pedagógicos para o design de sistemas de recomendação em ambientes de aprendizagem digital ainda é um campo pouco explorado. Assim como mostrado nas seções anteriores, a maioria dos sistemas de recomendação educacionais foca em métricas de desempenho e domínio de conceitos específicos, sem incorporar explicitamente a complexidade das

relações entre os conhecimentos e as competências de alta ordem que a teoria do pensamento complexo busca desenvolver. A oportunidade reside em criar sistemas que não apenas recomendem conteúdos, mas que também promovam a religação dos saberes e o desenvolvimento de um pensamento mais complexo no estudante.

Apesar de visualizar benefícios ao se aplicar a Teoria do pensamento complexo no processo de ensino e aprendizagem, esse modelo desafia o formato tradicional de disciplinas isoladas e requer uma reorganização dos conteúdos e práticas pedagógicas para promover conexões entre áreas do conhecimento (ARAÚJO; TAUCHEN; HECKLER, 2017). A teoria do pensamento complexo incentiva o uso de metodologias ativas e reflexivas, como aprendizagem baseada em problemas, projetos e estudos de caso. Esse tipo de abordagem exige mudanças nos métodos de ensino e na forma como o professor conduz as aulas, movendo-se de um modelo centrado na transmissão de conteúdo para um modelo centrado na construção conjunta do conhecimento (RODRIGUES et al., 2022).

Visando identificar os impactos da teoria do pensamento complexo na educação e as abordagens utilizadas, classificamos a pesquisa em três eixos analíticos que podem se adequar ao DKVMN adaptado. Considerando a Metodologia de ensino como primeiro eixo, identificamos trabalhos convergindo para metodologias ativas e abordagens inter/transdisciplinares como caminho para desenvolver competências do pensamento complexo. A revisão sistemática em Educação 4.0 realizada por Ramírez-Montoya et al. (2022) destaca a centralidade de métodos e técnicas de ensino, articulados a competências e inovação pedagógica — com ênfase recorrente em pensamento crítico e criativo como subcompetências da macrocompetência “pensamento complexo” (RAMÍREZ-MONTOYA et al., 2022). Em aplicação, as tarefas problematizadoras são propostas como fio condutor do desenho de experiências educativas, integrando investigação e TIC para promover competências complexas desde a graduação, com guia explícita para planejar projetos e tarefas orientadas ao pensamento complexo (VALLE; MAYA; VILLANUEVA, 2019). Ciurana & Lobo (2017) defende uma educação inter e transdisciplinar, sensível ao contexto e aberta ao inesperado, que atualiza a prática docente como laboratório de pensamento e adaptação a situações voláteis (CIURANA; LOBO, 2017). De forma complementar, uma visão global do tema reforça que superar o reducionismo exige tarefas abertas e situadas, com protagonismo discente e mediações que mobilizam valores e responsabilidade (MARTÍNEZ; VICUÑA, 2017). Para mediação em sala, o continuum de perguntas de alta complexidade oferece um suporte para análise, crítica e conexões com o mundo do estudante (DEGENER; BERNE, 2017).

No eixo avaliativo, há um diagnóstico de insuficiência de instrumentos para mensurar o pensamento complexo no recorte de Morin/Lipman e um chamado à operacionalização dos processos cognitivos — crítico, criativo e metacognição — a fim de viabilizar tarefas e sistemas de avaliação observáveis ao longo do tempo (PACHECO; HERRERA, 2021). O mesmo autor sustenta que a centralidade da metacognição como processo articula-

dor e a necessidade de avaliações que captem autorregulação, monitoramento e critérios de julgamento, são dimensões que devem orientar o desenho de instrumentos e rubricas. Em evidência empírica, verificou-se relação positiva moderada entre autoeficácia e pensamento complexo em universitários, além de capacidade preditiva do pensamento complexo para a autoeficácia — sinalizando a conveniência de incorporar indicadores afetivo-cognitivos (autorregulação, confiança) em trilhas avaliativas formativas (CORNEJO et al., 2022). Ramírez-Montoya et al. (2022) também apontam a predominância de métodos qualitativos e sugere oportunidades para instrumentos mistos que capturem o desenvolvimento de subcompetências ao longo do tempo.

Tendo design instrucional como terceiro eixo, os textos apontam para o alinhamento explícito entre competências do pensamento complexo e táticas de ensino–aprendizagem (atividades, recursos, sequências, mediações). O modelo RECREA fornece um passo a passo para incorporar tarefas problematizadoras ao desenho instrucional, integrando investigação e TIC como meios para experiências significativas — uma matriz prática para planejar atividades por competência e por objetivos de curso/perfil de egresso (VALLE; MAYA; VILLANUEVA, 2019). Ciurana & Regalado(2017), defendem um currículo flexível, reticular e móvel, no qual mecanismos e ambientes são continuamente inter-relacionados e recontextualizados — exigindo uma lógica de recombinação e abertura a emergências do aprender. Na mesma direção, uma perspectiva global enfatiza que incorporar o pensamento complexo ao projeto pedagógico implica reconhecer a integralidade do sujeito (cognitiva, ética, ecológica), exigindo estratégias que articulem protagonismo, participação, inclusão e criatividade no próprio roteiro instrucional (MARTÍNEZ; VICUÑA, 2017). Por fim, a proposta conceitual que operacionaliza processos (crítico, criativo, metacognição) oferece critérios para rótulos de atividades e indicadores observáveis, essenciais para conectar tarefas a evidências e feedback formativo contínuo (PACHECO; HERRERA, 2021).

Os três eixos sustentam a mesma direção: metodologias ativas e interdisciplinares (RAMÍREZ-MONTOYA et al., 2022; VALLE; MAYA; VILLANUEVA, 2019), instrumentos/indicadores que tornem visíveis as subcompetências (PACHECO; HERRERA, 2021; CORNEJO et al., 2022) e um design instrucional rotulado por competência (CIURANA; LOBO, 2017; MARTÍNEZ; VICUÑA, 2017). Essa triangulação é favorável ao DKVMN adaptado: com rótulos/indicadores operacionais de pensamento complexo acoplados a tarefas problematizadoras e a um currículo flexível, um modelo de memória chave–valor que pode rastrear, em tempo real, estados latentes por competência e recomendar atividades no AVEA (Moodle) que maximizem o ganho formativo com justificativa pedagógica. Em síntese, a combinação de operacionalização conceitual, metodologias ativas e design rotulado cria as condições ideais para que o DKVMN adaptado realize personalização por competência complexa, superando abordagens genéricas ou centradas apenas em conteúdo.

3.3 Rastreamento de Competências (Knowledge Tracing - KT)

No cenário educacional abordado por SR, Knowledge Tracing (KT) é uma técnica fundamental para sistemas de tutoria inteligente e ambientes de aprendizagem adaptativos. Seu objetivo é modelar o estado de conhecimento de um aluno ao longo do tempo, inferindo seu domínio sobre diferentes conceitos ou habilidades com base em suas interações passadas (respostas a exercícios, tempo gasto, etc.) e prevendo seu desempenho em futuras tarefas (PIECH et al., 2015).

Historicamente, os modelos de KT evoluíram de abordagens probabilísticas, como o Bayesian Knowledge Tracing (BKT), para modelos baseados em redes neurais profundas, como o Deep Knowledge Tracing (DKT) e o Dynamic Key-Value Memory Network (DKVMN). Como já dito, o DKVMN em particular, tem-se mostrado promissor por sua capacidade de:

- ❑ Representação Dinâmica do Conhecimento;
- ❑ Captura de Relações Complexas;
- ❑ Interpretabilidade (em certa medida).

O artigo DKVMN& MRI: A new deep knowledge tracing model based on DKVMN incorporating multi-relational information (XU et al., 2024) exemplifica os avanços nessa área. Ele propõe uma extensão do DKVMN que incorpora informações multi-relacionais, como relações exercício-ponto de conhecimento, exercício-exercício e relações de aprendizado e esquecimento. Essa abordagem visa superar problemas de esparsidade de dados e melhorar a interpretabilidade, demonstrando melhorias significativas em métricas de desempenho. A inclusão da função da curva de esquecimento de Ebbinghaus e a integração com a Teoria de Resposta ao Item (IRT) são passos importantes para tornar o modelo mais alinhado com os processos cognitivos humanos.

No entanto, a aplicação do KT, incluindo o DKVMN, para rastrear “competências de alta ordem” ou as “competências do sujeito complexo” ainda é um desafio, uma vez que os modelos de KT são projetados para rastrear o domínio de conceitos ou habilidades bem definidos e atomizados. Competências complexas, por sua natureza, são multifacetadas, interconectadas e emergem da interação de múltiplas competências e habilidades. A adaptação de modelos de KT para mensurar e acompanhar o desenvolvimento dessas competências exigiria:

- ❑ Definição Operacional de Competências Complexas: Como traduzir conceitos abstratos como pensamento crítico ou autonomia em indicadores mensuráveis que possam ser rastreados por um algoritmo;
- ❑ Representação de Conhecimento Hierárquica/Relacional: A memória do DKVMN precisaria ser estruturada para refletir as relações hierárquicas e interconectadas entre as competências complexas e os conhecimentos subjacentes;
- ❑ Mecanismos de Atualização Adaptados: Os algoritmos de atualização do estado de conhecimento precisariam considerar não apenas o acerto/erro em um exercício, mas também a qualidade da resposta, o processo de resolução e a capacidade do aluno de aplicar o conhecimento em diferentes contextos.

No entanto, os estudos que exploram o potencial de KT em sistemas de recomendação educacional no contexto de AVEAs, geralmente, não abordam o uso de habilidades cognitivas de alta ordem (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023) ou competências. A integração do KT com a Teoria do Pensamento Complexo representa uma oportunidade inédita de vincular habilidades cognitivas e afetivas ao progresso do aluno, possibilitando recomendações mais assertivas e alinhadas às necessidades individuais.

3.4 Lacuna no Estado da Arte: TPC, Knowledge Tracing e Recomendação no Moodle

Como atualização da revisão bibliográfica, realizamos uma busca complementar priorizando publicações recentes para verificar se a integração plena entre Sistemas de Recomendação (SR), Teoria do Pensamento Complexo (TPC) e *Knowledge Tracing* (KT) em contextos Moodle/AVEA já havia sido consolidada. O levantamento confirma avanços parciais — por exemplo, SR articulados a KT, aplicações de *learning analytics* voltadas a habilidades de alta ordem e frameworks pedagógicos que aproximam competências complexas do desenho instrucional — porém não identifica trabalhos que operacionalizem, de forma integrada, o ciclo *observar* → *inferir* (KT) → *recomendar* → *retroalimentar* para competências do sujeito complexo, mapeadas a atividades do Moodle com rastreamento *time-aware*.

As contribuições encontradas foram organizadas em três blocos que sustentam a transividade entre os eixos desta tese: Metodológica (Quadro 1), Pedagógica/Competências do Pensamento Complexo (Quadro 2) e Tecnológica/Computacional (Quadro 3). Esse panorama reforça a lacuna e, conseqüentemente, a pertinência de implementar um DKVMN adaptado e integrado ao Moodle como base do M-COMPASS, fechando o ciclo entre diagnóstico por competência, recomendação e atualização longitudinal do modelo do estudante.

Para completar a pesquisa nos eixos supracitados, foi elaborada uma tabela que complementa as anteriores, seguindo os mesmos moldes de busca sistemática previamente realizada, utilizando os mesmos termos-chave relacionados a esta pesquisa. O Quadro 4 apresenta os resultados agrupados por tipo de contribuição, focando nos resultados mais recentes encontrados.

Quadro 4 – Artigos agrupados por tipo de contribuição

Tipo de Contribuição	Base de Dados	Palavras-chave	Contribuições / Artigos Relevantes
Pedagógica / Competências do Pensamento Complexo			
Lo & Hew (2022) – Enhancing higher-order thinking skills	Science Direct	Pensamento Complexo AND Sistema de Recomendação	Revisão de estratégias de scaffolding para promover HOTS, alinhadas às competências do sujeito complexo.
Talamás-Carvajal et al. (2024) – Identification of Complex Thinking Competencies	Web of Science	Pensamento complexo AND educação	Identifica subcompetências como pensamento crítico, sistêmico e inovador, úteis para mapear atividades Moodle.
Sanabria-Z et al. (2024) – Reusable educational resources for developing complex thinking	SpringerLink	Pensamento Complexo AND Sistema de Recomendação	Defende uso de OER e atividades abertas para desenvolver pensamento crítico, científico, sistêmico e inovador.
Zhang, Liu & Zheng (2024) – Facilitator or hindrance? The impact of AI on HOTS	SpringerLink	Pensamento Complexo AND IA	Analisa impacto do uso de IA no desenvolvimento de HOTS e resolução de problemas complexos.
Saqr & Viberg (2025) – How learning analytics support self-regulated learning	SpringerLink	Learning analytics AND self-regulated learning	Relaciona autorregulação, autonomia e metacognição, competências centrais do sujeito complexo.
Tecnológica / Computacional			
Sujatmiko et al. (2021) – Moodle-based High Order Thinking Skills CBT	ACM Digital	Moodle AND Competências de alta ordem	Estrutura de avaliação e calibração de questões HOTS no Moodle, aplicável para medir proficiência por competência.
Jiang et al. (2023) – Adapting to User Interaction for Personalized Recommendation	Science Direct	Sistema de Recomendação AND Competências de alta ordem	Algoritmo adaptativo que ajusta recomendações com base em comportamento, inspirando personalização no Moodle.
Chen et al. (2024) – Informative representations for forgetting-robust Knowledge Tracing	SpringerLink	Knowledge Tracing AND Competências de alta ordem	Modelo IFKT que incorpora esquecimento e redes de grafos para melhorar a acurácia do rastreamento de competências.
Ahmed et al. (2021) – Predicting learning outcomes using student activity logs	ACM Digital	Deep Learning AND Moodle	Uso de LSTM para prever resultados de aprendizagem com logs do Moodle, alinhado ao knowledge tracing.
Zhang et al. (2023) – Deep learning based personalized English learning path	Science Direct	Personalized learning AND deep learning	Algoritmo baseado em CNN+LSTM para personalizar trilhas de aprendizagem, similar à lógica do DKVMN.
Metodológica			
Stahl (2020) – A view of Computer-Supported Collaborative Learning	ACM Digital	Pensamento complexo AND Knowledge Tracing	Fundamenta metodologias colaborativas para apoiar desenvolvimento de competências complexas.
Alkhatib (2024) – A Framework for Implementing HOTS in Engineering & Humanities	IEEE Xplore	Higher-Order Thinking Skills AND Framework	Propõe framework estruturado para desenvolvimento de HOTS que pode orientar mapeamento de atividades no Moodle.

Complementando as análises que compõem o estado da arte neste capítulo, foram identificados um total de 12 artigos relevantes provenientes das bases Web of Science, IEEE Xplore, ACM Digital, ScienceDirect e SpringerLink. Destes:

- ❑ **5 artigos (42%)** possuem foco pedagógico, contribuindo para o mapeamento e desenvolvimento das competências do sujeito complexo (como pensamento crítico, sistêmico e metacognição);
- ❑ 5 artigos (42%) apresentam contribuições tecnológicas/computacionais, propondo algoritmos e modelos de personalização e rastreamento, como DKVMN, LSTM e IFKT;
- ❑ 2 artigos (16%) tratam de fundamentação metodológica, apresentando frameworks e metodologias de suporte à aprendizagem colaborativa e HOTS.

Em síntese, os resultados reforçam:

1. A importância de associar o sistema de recomendação ao desenvolvimento de competências de ordem superior (HOTS);
2. A viabilidade técnica de combinar modelos sequenciais (DKVMN, LSTM) com redes de grafos e mecanismos de esquecimento para melhor rastreamento de competências;
3. A necessidade de equilibrar aspectos pedagógicos, tecnológicos e metodológicos para garantir recomendações personalizadas que respeitem o esforço cognitivo do estudante e promovam autorregulação.

Esta busca sistemática visou identificar que, embora haja um crescente interesse na aplicação da inteligência artificial na educação e na personalização do ensino, a intersecção específica entre sistemas de recomendação pautados na teoria do pensamento complexo para rastrear competências e recomendar atividades pedagógicas que melhorem as competências do sujeito complexo através do AVEA Moodle ainda é uma área com lacunas significativas, conforme detalhado nas seções anteriores.

A análise da literatura e das bases de dados pesquisadas revela que, até o momento, não encontrou-se um sistema de recomendação de atividades pedagógicas que explicitamente e de forma sistemática envolva a promoção das competências do sujeito complexo, conforme a definição e as implicações da Teoria do Pensamento Complexo. Embora existam trabalhos que abordam elementos relacionados, a integração completa e a operacionalização desse conceito em um sistema de recomendação ainda representam uma lacuna de pesquisa.

Conforme destacado neste capítulo, estudos prévios (FERNANDO, 2020; CABINESS; DONOVAN; GREEN, 2013; APINO; RETNAWATI, 2017; ZOHAR; DORI, 2003) que utilizam atividades do Moodle como Quiz, Fórum e Wiki para promover habilidades de

alta ordem, "raramente esses esforços consideram uma abordagem sistemática para alinhar as atividades às competências do pensamento complexo." A pesquisa também aponta que "nenhuma pesquisa anterior propôs rotular atividades do Moodle levando em consideração o sujeito ou pensamento complexo." (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022)

No entanto, alguns trabalhos se aproximam dessa ideia ao vincular atividades do Moodle a habilidades cognitivas de alta ordem (HOTS), embora sem a abrangência do conceito de sujeito complexo:

- ❑ Wiki Público: Bravo e Young (2011) e Rowe (2012) e Cabiness et al. (2013) exploraram o uso do wiki para promover HOTS e habilidades colaborativas.
- ❑ Sistema de Resolução de Problemas ODDE: Schoenberger (2001) apresentou um programa que vinculava uma habilidade específica (pensamento matemático, metacognição, comunicação e habilidades sociais) a uma atividade de resolução de problemas.
- ❑ QUIZZ do Moodle: Fernando (2020) discutiu o potencial do QUIZZ para desenvolver e avaliar a escrita acadêmica, estimulando a autonomia e a autorregulação do estudante, vinculando a habilidade de autonomia a uma atividade específica do Moodle.

É importante notar que mesmo nesses exemplos, a abordagem é frequentemente focada em apenas uma habilidade ou a habilidades de alta ordem de forma genérica, e não na natureza multifacetada e interconectada das competências do sujeito complexo. A própria Maissiat (2013) argumentou que a consideração de apenas uma atividade para o desenvolvimento de competências não é suficiente para caracterizar um indivíduo como um sujeito complexo, e demonstrou a necessidade de várias atividades para desenvolver essas competências.

A pesquisa de TAVARES (2020) sobre as tendências de estudos de IA na Educação também corrobora essa lacuna, ao identificar que, embora haja uma quantidade significativa de artigos com uma abordagem geral de IA na Educação e uma forte tendência no estudo de Tutores inteligentes, a integração de metodologias de ensino e a personalização de sistemas de recomendação para educação ainda apresentam lacunas significativas (TAVARES; MEIRA; AMARAL, 2020). Especificamente, os estudos que exploram o potencial de Knowledge Tracing (KT) em sistemas de recomendação educacional no contexto de AVEAs, "geralmente, não abordam o uso de habilidades cognitivas de alta ordem (ABDELRAHMAN; WANG; NUNES, 2023) ou competências."

Diante do panorama apresentado, torna-se evidente a justificativa para o desenvolvimento de um sistema de recomendação conforme proposto. Abaixo, destacamos as

principais lacunas e oportunidades identificadas na literatura que fundamentam essa proposta:

1. **Necessidade de Abordagens Holísticas:** A educação moderna clama por abordagens que transcendam a fragmentação do conhecimento. A Teoria do Pensamento Complexo oferece o arcabouço teórico para construir um sistema de recomendação que promova a religação dos saberes e o desenvolvimento de uma compreensão mais profunda e interconectada por parte do aluno. Isso contrasta com a maioria dos SRs existentes, que tendem a focar em domínios de conhecimento isolados.
2. **Rastreamento de Competências de Alta Ordem:** O desenvolvimento do sujeito complexo requer o rastreamento de competências que vão além do domínio de fatos e conceitos. A adaptação de modelos de Knowledge Tracing, como o DKVMN, para mensurar e acompanhar o progresso em competências de alta ordem (pensamento crítico, resolução de problemas complexos, autonomia, etc) é uma área de pesquisa com grande potencial. Isso permitiria que o sistema identificasse as lacunas no desenvolvimento dessas competências e oferecesse intervenções pedagógicas direcionadas.
3. **Personalização Alinhada com a Complexidade:** Um sistema de recomendação que compreenda o estado das competências complexas do aluno pode oferecer recomendações verdadeiramente personalizadas. Em vez de apenas sugerir o próximo tópico em uma sequência linear, o sistema poderia recomendar atividades que desafiem o aluno a integrar conhecimentos de diferentes áreas, a resolver problemas abertos ou a refletir sobre dilemas complexos, promovendo assim o pensamento complexo.
4. **Otimização do Moodle para o Desenvolvimento Integral:** A integração de um SR com essa abordagem no Moodle transformaria a plataforma em um ambiente mais dinâmico e adaptativo, capaz de apoiar o desenvolvimento integral do estudante. As atividades pedagógicas no Moodle poderiam ser recomendadas não apenas com base em seu conteúdo, mas também em seu potencial para desenvolver competências específicas do sujeito complexo, como a capacidade de análise, síntese e tomada de decisão em contextos incertos.
5. **Inovação em Avaliação e Feedback:** O rastreamento de competências complexas por meio de um sistema de recomendação abriria novas possibilidades para a avaliação formativa e o fornecimento de feedback significativo. Os alunos poderiam receber insights sobre seu progresso no desenvolvimento de habilidades de alta ordem, e os professores poderiam ter uma visão mais granular das necessidades de seus alunos, permitindo intervenções pedagógicas mais eficazes.

Em síntese, a proposta de desenvolver um SR que integre a Teoria do Pensamento Complexo com o rastreamento de competências do sujeito complexo, utilizando o DKVMN e operando no Moodle, representa um avanço significativo no campo da tecnologia educacional. Tal sistema não apenas otimizaria o processo de recomendação de atividades pedagógicas, mas também contribuiria para a formação de estudantes mais preparados para os desafios de um mundo complexo e em constante mudança. Apesar da ausência de um sistema que combine explicitamente todos os elementos propostos, a revisão da literatura revelou que as áreas subjacentes à nossa pesquisa possuem conexões significativas e bem estabelecidas. Essas conexões formam a base sobre a qual o sistema proposto foi construído, demonstrando a viabilidade e a necessidade de integrar esses campos de conhecimento.

A análise realizada neste capítulo revela um cenário no qual, embora existam avanços significativos em áreas isoladas, a integração completa dos pilares “Teoria do Pensamento Complexo”, “Sistemas de Recomendação”, “Knowledge Tracing” e “Moodle” para o desenvolvimento de “Competências do Sujeito Complexo” ainda é um campo inexplorado. As conexões entre as áreas subjacentes são evidentes, fornecendo a base teórica e tecnológica para a nossa proposta. No entanto, a síntese e a operacionalização desses conceitos em um sistema coeso e funcional representam a principal lacuna e, consequentemente, a originalidade desta tese.

Em suma, esta tese se posiciona na fronteira do conhecimento ao propor uma solução tecnológica que não apenas otimiza a recomendação de atividades pedagógicas, mas também contribui para a formação de estudantes mais preparados para os desafios de um mundo complexo e em constante mudança, alinhando-se às atuais discussões sobre os objetivos da educação no século XXI.

M-COMPASS: Moodle COMplex comPetence trAcing & Suggestion System

Este capítulo apresenta a metodologia desenvolvida nesta tese para a criação do **M-COMPASS** — um sistema de recomendação pedagógica personalizado, orientado ao rastreamento e desenvolvimento de competências de alta ordem, fundamentado na Teoria do Pensamento Complexo e aplicado em um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) Moodle. O *M-COMPASS* foi concebido a partir da adaptação do modelo DKVMN (*Dynamic Key-Value Memory Networks*), incorporando vetores de atenção por competência, extração de métricas via consultas SQL, relatório com gráficos para acompanhamento de competências e mecanismos de atualização contínua de proficiência. Esses elementos integram-se em um pipeline capaz de rastrear e favorecer o desenvolvimento das competências do estudante, concebido aqui como sujeito complexo.

Para alcançar esse objetivo, foi necessário desenvolver diversos processos inéditos e interdependentes, contemplando desde a rotulação pedagógica de atividades do Moodle até a modelagem computacional do estudante com base em competências, culminando na construção de um recomendador inteligente capaz de simular, prever e adaptar recomendações educacionais. A metodologia apresentada neste capítulo estrutura-se de forma a permitir a replicação do sistema e a análise crítica de suas decisões pedagógicas e computacionais.

A seguir, apresentamos a estrutura do capítulo:

- ❑ Na **Seção 4.1**, introduzimos o **modelo conceitual** do sistema de recomendação baseado na Teoria do Pensamento Complexo, contextualizando os fundamentos filosóficos e pedagógicos que norteiam o COMPASS.
- ❑ Na **Seção 4.2**, descrevemos o processo de **rotulação das atividades do Moodle**,

conectando definições pedagógicas com objetivos educacionais e apresentando os critérios adotados para atribuição de competências às atividades da plataforma.

- ❑ Na **Seção 4.3**, detalhamos o **processo de validação da rotulação** realizado com 30 especialistas, discutindo os métodos estatísticos e de agrupamento utilizados para refinar os rótulos atribuídos.
- ❑ Na **Seção 4.4**, abordamos a **modelagem do estudante**, apresentando dois modelos distintos: (i) um modelo com vetor binário (utilizado inicialmente como piloto e movido para apêndice, conforme recomendação), e (ii) um modelo com vetor de atenção por competência, baseado em métricas extraídas diretamente via SQL no Moodle.
- ❑ Na **Seção 4.5**, apresentamos a **adequação e adaptação da arquitetura do DKVMN**, explicando como o código original foi modificado para se realizar o rastreamento de competências de alta ordem, incluindo visualizações, atualização de proficiência e vetor de atenção.
- ❑ Na **Seção 4.6**, explicamos o **processo de recomendação** de atividades pedagógicas baseado no vetor de atenção, utilizando o COMPASS, destacando como o sistema é capaz de personalizar o percurso formativo de cada estudante com base em lacunas identificadas em suas competências.

4.1 Modelo Conceitual da Recomendação baseada na Teoria do Pensamento Complexo

Sistemas de Recomendação (SR) utilizam repositórios de informação e dados, de preferência dos usuários, para direcionar conteúdos aos indivíduos com potenciais interesses. Um dos desafios desses sistemas é realizar a indicação de produtos, serviços e/ou informação que melhor atendam às expectativas dos usuários (e ao seu perfil) (CAZELLA et al., 2012). Entendendo este desafio, destacamos o processo de recomendação do método abordado nesta proposta (Figura 6), para ilustrar como a rotulação de atividades está inserida nele.

Considerando que métodos de recomendação têm como tendência utilizar filtragem colaborativa (FC) e baseada em conteúdo (FBC) como forma de refinar a recomendação, este método pode contribuir com o processo de (re)construção das competências de sujeito complexo por intermédio dos recursos educacionais condizentes com o perfil do estudante. Portanto, para tal recomendação, é necessário identificar quais atividades se enquadram em destacar cada uma das competências do sujeito complexo.

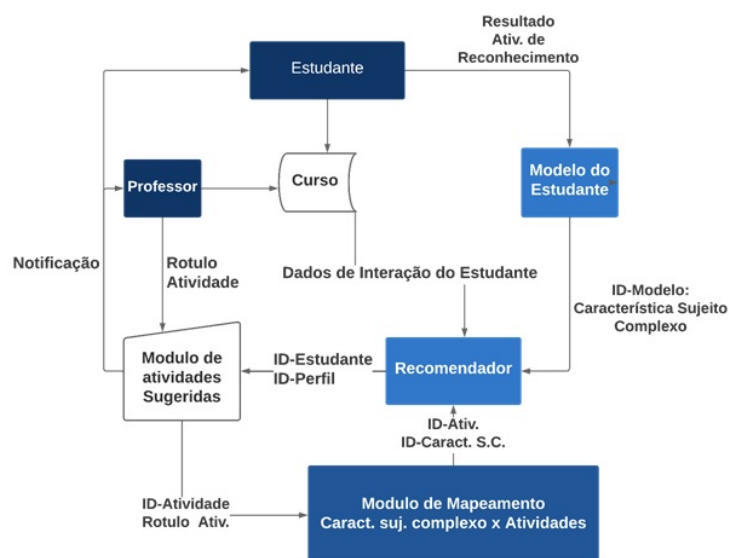


Figura 6 – Conceito do método de recomendação apoiado nas competências do Sujeito Complexo - Figura do Autor

Analisando a Figura 6, observa-se duas possibilidades de obter informações sobre o modelo do estudante: mediante cadastro em formulário inicial; ou através da interação do estudante com atividades pré-definidas. Apesar de termos duas possibilidades para o que se conhece por partida a frio (Cold start), a primeira proposta envolve valer-se da caracterização do estudante mediante três processos cognitivos (metacognição, pensamento crítico e pensamento criativo), que fazem uso de formulários disponíveis para tal (PACHECO; HERRERA, 2021). É importante destacar que estes processos cognitivos auxiliam na formação do pensamento computacional, conforme apresentado por (GOLINKOFF; HIRSH-PASEK, 2016). Contudo, a desvantagem desta abordagem é expressa no tempo de resposta necessário para concluir cada formulário, considerados extensos. Neste sentido, ofertar atividades educacionais torna-se mais atrativo e, portanto, ao se definir qual(ais) competência(s) destacam-se com determinada atividade, favorece o processo de recomendação que qualificará o estudante enquanto sujeito complexo.

Em um primeiro momento, esperava-se que o professor indicasse as competências correspondentes a cada atividade, porém, entendemos que, para tal, algumas atividades já deveriam ter sido rotuladas para servir de exemplo aos educadores. O objetivo é que, com o histórico de afinidade do estudante com algumas atividades, um módulo de mapeamento possa aprender usando Filtragem Colaborativa e também Filtragem Baseada em Conteúdo, coletando dados da interação do estudante, dados cadastrados pelo professor e das metatags (caso existam) da atividade. Observe que, futuramente, é interessante que o professor realize rotulação de novas atividades cadastradas, porém, para esta tese, apresentaram-se os rótulos iniciais das atividades básicas disponíveis no Moodle de um Instituto Federal. Além disso, após os estudantes responderem atividades que lhes foram recomendadas, eles devem indicar, em feedback, qual(ais) competência(s) eles acreditam

que a atividade possibilitou melhorar. Em momento posterior, ao receber uma recomendação de atividade pedagógica, o método deve analisar se as atividades recomendadas foram relevantes às reais necessidades, considerando o modelo do estudante.

4.2 Rotulando Atividades do Moodle (Rotulação Inicial)

Conforme identificado no modelo de recomendação da seção 4.1, faz-se necessário ter atividades previamente rotuladas em referência às competências do sujeito complexo, para auxiliar na formação do modelo do estudante. Para tal mapeamento, elaboramos o Quadro 5, com informações abstraídas do trabalho de (MAISSIAT, 2013).

Quadro 5 – Competências do Sujeito Complexo X Ação Pedagógica

Competências	Definição (MORIN; PAK-MAN et al., 1994)	Ação Pedagógica (MAISSIAT, 2013)
Resiliência	Possibilidade de reagir positivamente às situações adversas	Avaliar a resolução de atividades similares quando o estudante falha em algum conteúdo
Autonomia	Ir além do que está estabelecido e proposto	Verificar sequência de acesso às atividades; administração do tempo para solução das mesmas e atividades extras executadas
Cooperação	Se perceber fazendo parte de um todo com a participação de outras pessoas, tornando o trabalho mais produtivo	Análise do tempo de execução de atividades em grupo, comparando este tempo com o de execução de tarefas individuais; Avaliar compartilhamento de conteúdo, solicitações de ajudas nos fóruns e chats
Metacognição	Desenvolvimento da habilidade de aprender como se aprende	Inspecionar o histórico de atividades respondidas pelo estudante, identificando suas predileções
Transdisciplinaridade	Observar que os conceitos e conteúdos podem estar conectados e assim trabalhados.	Checar citações de conteúdos entre módulos de atividades distintos
Criatividade	Realizar atividades com outros olhares e práticas	Examinar o histórico de atividades do estudante, verificando a diversidade de atividades resolvidas
Flexibilidade	Realizar atividades com ritmo e velocidade própria, alcançando objetivos com amplitude variada	Administração do tempo para solução das atividades, horários, locais e dispositivos de acesso

Considerando o Quadro 5, idealizou-se que para rotular as atividades do Moodle, bus-

cássemos alinhar as definições das competências do sujeito complexo e as ações pedagógicas a elas relacionadas, em congruência com as descrições e os objetivos educacionais das atividades pesquisadas. Além disso, considerou-se necessário conhecimento prévio sobre as atividades e experiência em docência para assumir o papel de especialista (LINDSEY; KHAJAH; MOZER, 2014) e rotular tais atividades. Neste sentido, assumimos o papel de especialista no processo de rotulação.

Para dar início à rotulação, fez-se necessário identificar quais atividades seriam previamente utilizadas neste processo. Em um primeiro momento, avaliamos o ambiente virtual de Aprendizagem utilizado pelo Instituto Federal do Triângulo Mineiro (IFTM), que, como parceiro neste projeto, disponibilizou acesso ao ambiente e a uma base de dados com histórico de uso de atividades em seus cursos de Educação a Distância. Através deste acesso, identificamos quais atividades estavam disponíveis na versão vigente do Moodle (Figura 7), assim como a ocorrência de uso das mesmas (Figura 8).

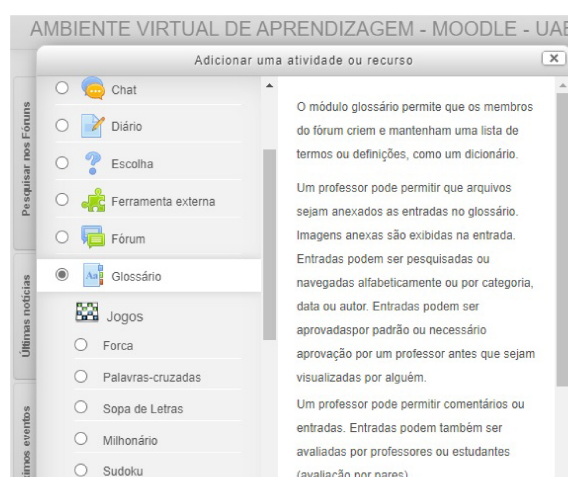


Figura 7 – Atividades disponíveis no Moodle IFTM

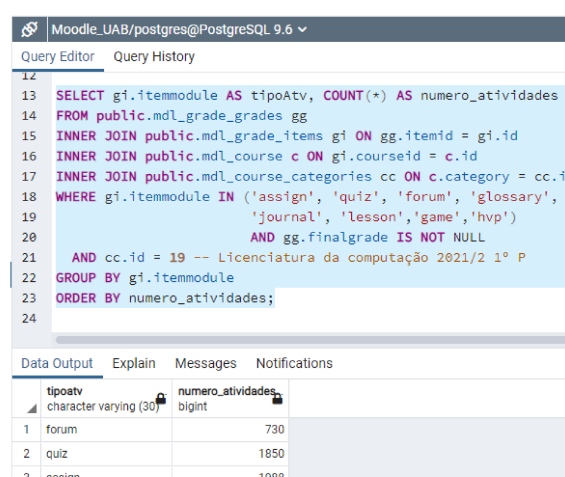


Figura 8 – Atividades mais usadas no IFTM

Ao selecionar cada uma das atividades disponíveis no Moodle, identificamos sua descrição e seus objetivos pedagógicos (Figura 7). Com base nessas definições, extraímos verbos, sinônimos e adjetivos que caracterizam cada atividade, de modo a estabelecer correlações com as competências do sujeito complexo e articular tais descritores às ações pedagógicas propostas por Maissiat (2013); esse procedimento nos permitiu, ao final, atribuir rótulos de competência às atividades.

Tomando como exemplo a atividade Glossário e considerando a sua definição: “O módulo de atividade de glossário permite aos participantes criar e manter uma lista de definições, como um dicionário, ou coletar e organizar recursos ou informação”. Esta atividade serve para inserir conteúdo com a perspectiva do estudante, referente a um dado assunto, o que os leva a inserir conteúdos diversos. Avaliando o objetivo pedagógico da atividade, destacamos o verbo **criar** como uma das ações relacionadas à definição da

competência **criatividade** do sujeito complexo e, portanto, vinculou-se a esta atividade tal competência como rótulo.

É notório que algumas atividades podem ter mais de um rótulo, tanto que, analisando o objetivo de aprendizagem da atividade Glossário, identificou-se que “Os termos podem ser avaliados por professores ou estudantes (avaliação por pares)”, ou seja, é permitido aos estudantes comentar sobre os conteúdos que seus colegas postaram, contribuindo com o enriquecimento da temática abordada. Este objetivo educacional é passível de relação com o termo definido por (MORIN; PAKMAN et al., 1994), onde se destaca a sensação do estudante em se perceber fazendo parte de um todo, remetendo à competência de **cooperação**, de tal forma que este rótulo também foi considerado para a atividade. A rotulação prévia para as demais atividades será apresentada na seção de resultados, porém é importante destacar que por se tratar de uma análise subjetiva, a mesma carece de validação, sendo este processo apresentado na próxima seção.

O processo de rotulação visou encontrar conexões entre as atividades do Moodle (Glossário, Banco de Dados, Chat, Escolha, Fórum, Lição e Wiki) e as competências do sujeito complexo (Resiliência, Autonomia, Cooperação, Metacognição, Transdisciplinaridade, Criatividade e Flexibilidade), seguindo os passos abaixo:

1. Extrair os verbos, sinônimos e adjetivos relevantes da definição de cada atividade e dos respectivos objetivos educacionais.
2. Comparar os resultados do passo anterior com as definições das competências.
3. Verificar quais ações pedagógicas (Quadro 5) podem abranger a atividade.

A correlação de Massiat utilizou ações pedagógicas que podem ser utilizadas por diferentes atividades, mas ela ajuda a confirmar a possível associação identificada no segundo passo. Esse processo qualitativo exigiu análise subjetiva e interpretação de conceitos para estabelecer critérios para rotular as atividades. No entanto, para tornar esse resultado aceitável e confiável, convidamos 30 educadores para responder a um formulário que resume esse processo e permite coletar suas percepções sobre a relação entre essas atividades e competências. Então, a próxima etapa visou abstrair rótulos capazes de capturar os aspectos essenciais dessas 30 respostas.

4.3 Validando a Rotulação de Atividades (Rotulação Final)

Nesta etapa da tese, conduzimos um estudo qualitativo e quantitativo cujo objetivo foi validar a rotulação das atividades do Moodle previamente realizadas (doravante chamada por Rotulação Inicial). A contribuição é inovadora neste sentido, uma vez que

não encontramos nenhum processo de rotulação aplicado às atividades do Moodle, nem que considere o uso da teoria do pensamento complexo, tampouco que validasse uma rotulação de atividades neste âmbito.

Para validar a rotulação de atividades conforme o método mencionado, foram utilizadas análises estatísticas e de agrupamento para encontrar congruências entre a Rotulação Inicial e a Rotulação feita pelos especialistas (doravante chamada de Rotulação Final). Neste processo, trinta educadores (especialistas) responderam um formulário do Google¹, composto pelas descrições das atividades, definições das competências (Quadro 5) e a seguinte pergunta para cada atividade: “Considerando a descrição da <nome da atividade>, selecione um ou mais rótulos, em ordem de prioridade, que você acredita ter competências que representem esta atividade”. Antes de responder o formulário, os entrevistados conheciam o processo mencionado, pois este continha orientação para as respostas.

A rotulação realizada pelos especialistas resultou em um conjunto de dados contendo informações categorizadas (Figura 9(a)). Nesse contexto, o uso de agrupamento de dados mostrou-se a alternativa viável para chegar a uma rotulação única. Antes disso, contudo, foi necessário converter as variáveis categóricas em binárias, como na Figura 9(b), em que 0 indica ausência e 1 indica presença de um rótulo (nome das competências do sujeito complexo). Considerando que o desempenho de modelos de aprendizado de máquina depende não apenas do algoritmo e de seus hiperparâmetros, mas também do tratamento dado às variáveis de entrada, realizamos o pré-processamento das variáveis categóricas, o que favoreceu a compreensão e a extração de informações relevantes dos dados (MöBIUS, 2021).

A	B	C	I
1	id	Atividade1	Atividade2
2	1	Cooperação	Flexibilidade Transdisciplinaridade
3	2	Metacognição	Cooperação
30	30	Resiliência	Resiliência Autonomia Cooperação Flexibilidade Transdisciplinaridade

(a) Dados Categóricos

A	B	C	D	E	F	G	H
1	specialist_ID	Resiliência	Autonomia	Cooperação	Metacognição	Transdisciplinaridade	Flexibilidade
2	1	0	0	1	0	0	0
3	2	0	0	1	1	0	0
4	3	1	1	1	0	0	0
5	4	0	0	1	0	1	0
6	5	0	1	1	1	1	1
7	6	1	1	1	1	1	0
8	7	0	0	0	1	0	0
9	8	1	0	0	1	0	0
10	9	0	0	1	1	0	0
11	10	0	0	1	1	0	0
12	11	0	0	0	1	0	0
13	12	1	1	1	0	0	0
14	13	0	0	1	0	0	0
28	27	0	0	0	0	0	0
29	28	1	0	0	1	0	0
30	29	0	0	0	0	1	1
31	30	0	0	1	0	1	0

(b) Dados Binários

Figura 9 – Dados Coletados: (a) Categórico (b) Binário - Fonte: o autor

¹ Disponível em <https://form.jotform.com/222554941947061>

Esta pesquisa adota uma abordagem mista, integrando métodos qualitativos e quantitativos para uma análise mais abrangente. Inicialmente, estatísticas foram utilizadas para identificar os rótulos mais e menos frequentes atribuídos a cada atividade, a média de rótulos designados por atividade e a porcentagem de especialistas que selecionaram rótulos específicos. Essas análises preliminares ofereceram uma visão detalhada sobre os padrões de rotulação. Além disso, foi calculada a correlação entre as rotulações realizadas pelos especialistas e as atribuídas em Oliveira (2022), permitindo avaliar o alinhamento e a consistência entre as diferentes perspectivas.

De posse dos dados categóricos, fez-se necessário identificar padrões e estruturas nos dados, agrupando-os em conjuntos ou clusters com base em competências semelhantes. Isso permitiu uma compreensão dos dados e facilitou a identificação de tendências, a tomada de decisões e a extração de *insights* úteis. No contexto específico deste processo, o agrupamento de dados foi utilizado para organizar as atividades rotuladas em clusters distintos com base nas competências do sujeito complexo (rótulos), o que pode ajudar na compreensão da relação entre essas atividades e na identificação de padrões de comportamento ou competências comuns.

Para determinar o número ideal de clusters, foi inicialmente considerada uma faixa de dois a dez clusters, posteriormente refinada à medida que se removiam os *outliers*. Uma vez determinado o número ideal de clusters, o modelo k-means foi empregado para treinar os dados e prever rótulos, visando particionar as atividades rotuladas em clusters distintos (veja código no anexo A.1). A similaridade entre os rótulos foi avaliada utilizando a distância de Hamming, que mede o número de posições nas quais as sequências de rótulos diferem. Além das estatísticas básicas (rótulos mais e menos utilizados pelos especialistas), foi calculada a correlação entre os rótulos (veja tabela 10) para identificar aqueles que tendem a aparecer em conjunto na rotulação, o que pode indicar comportamento conjunto para uma determinada atividade e auxiliar na decisão da rotulação final² (veja código no anexo A.2).

O percentual de correspondência entre a rotulação Inicial e Final foi calculado atribuindo pesos a cada rótulo. Para considerar os diferentes números de rótulos atribuídos na rotulação Inicial e Final, os pesos foram distribuídos igualmente com base no número de rótulos em cada rotulação. Os pesos para a rotulação Inicial e Final, denotados por $W_{Inicial}$ e W_{Final} , foram calculados como 100 dividido pelo número de rótulos atribuídos na rotulação Inicial e Final, respectivamente. A equivalência entre os rótulos foi determinada pela soma dos pesos dos rótulos equivalentes divididos por dois (Eq.2).

$$Eq_{label} = \frac{W_{Inicial} + W_{Final}}{2} \quad (2)$$

² Rotulação oriunda das respostas dos especialistas, agrupamentos de dados e estatísticas complementares

Por exemplo, a atividade Glossário teve inicialmente 2 rótulos atribuídos a ela, definindo cada ocorrência de rótulo com o peso de 0,5 (50%). Na Rotulação Final, três rótulos foram atribuídos para esta atividade, resultando em um peso de 0,33 (33,33%) para cada ocorrência. Como houve compatibilidade entre um rótulo da rotulação Inicial e outro da rotulação Final, a equivalência entre os rótulos é determinada pela adição dos pesos dos rótulos equivalentes e dividida por dois (Eq. 2). Neste caso, a equivalência do Glossário foi de 41,5% pois $(0,5 + 0,33)/2 = 0,415$. De todos os rótulos atribuídos às atividades, cinco apresentaram equivalência superior a 50%, enquanto apenas uma atividade não apresentou.

De acordo com o trabalho realizado em (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022), este método propiciou refinar a Rotulação Inicial, principalmente corroborada com as informações obtidas por meio do agrupamento de dados. É importante entender que, embora o agrupamento tenha sido um fator decisivo para a rotulação, dados estatísticos básicos foram cruciais para chegar ao agrupamento (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2023).

A correspondência inicial entre a rotulação de Oliveira (2022) e as respostas dos educadores, comparada com a rotulação final, mostrou que esse processo ainda precisa ser refinado. Apesar disso, como houve rótulos correspondentes em cada uma das atividades (exceto WIKI), este estudo também mostrou que a rotulação inicial teve resultados favoráveis que foram melhorados na rotulação final.

Avaliando esse processo e todos os dados disponíveis, identificamos alguns critérios que podem aumentar a eficácia da rotulação de atividades, como: número de aulas que o professor ministra, número de vezes que uma atividade é utilizada e tempo de experiência do professor com o Moodle.

Outro fator importante listado neste processo é a razoabilidade em utilizar pelo menos uma competência como rótulo por atividade, porém, não é razoável que todas as competências sejam usadas como rótulos. Esse fator influenciou significativamente o processo de agrupamento das respostas dos educadores, fato que otimizou o processo de agrupamento e, conseqüentemente, a definição da rotulação final.

Com a definição de uma rotulação final para as atividades do Moodle, torna-se essencial testar a recomendação dessas atividades e avaliar sua eficácia na melhoria do desempenho dos estudantes. Para que as recomendações sejam bem-sucedidas, é crucial estabelecer um modelo do estudante, que serve como base para personalizar as recomendações. Esse modelo deve capturar informações detalhadas sobre o perfil do aluno, tais como as competências desenvolvidas e não desenvolvidas, desempenho nas atividades e desempenho no Módulo de atividades, destacando as preferências de aprendizado do estudante. Dessa forma, será possível alinhar as atividades recomendadas às necessidades específicas de cada estudante, promovendo uma experiência de aprendizado mais eficaz e personalizada.

4.4 Identificando o Modelo do estudante

O modelo do estudante, no contexto de recomendação de atividades pedagógicas, pode ser definido por um conjunto de informações que permite a personalização do processo de ensino e aprendizagem, utilizando dados para criar um perfil individualizado, a partir do qual o método de recomendação pode sugerir atividades de aprendizagem que atendam às suas necessidades e competências específicas (BRUSILOVSKY, 2001).

A Figura 10 resume o pipeline metodológico em dois ramos que serão detalhados nas seções adiante.

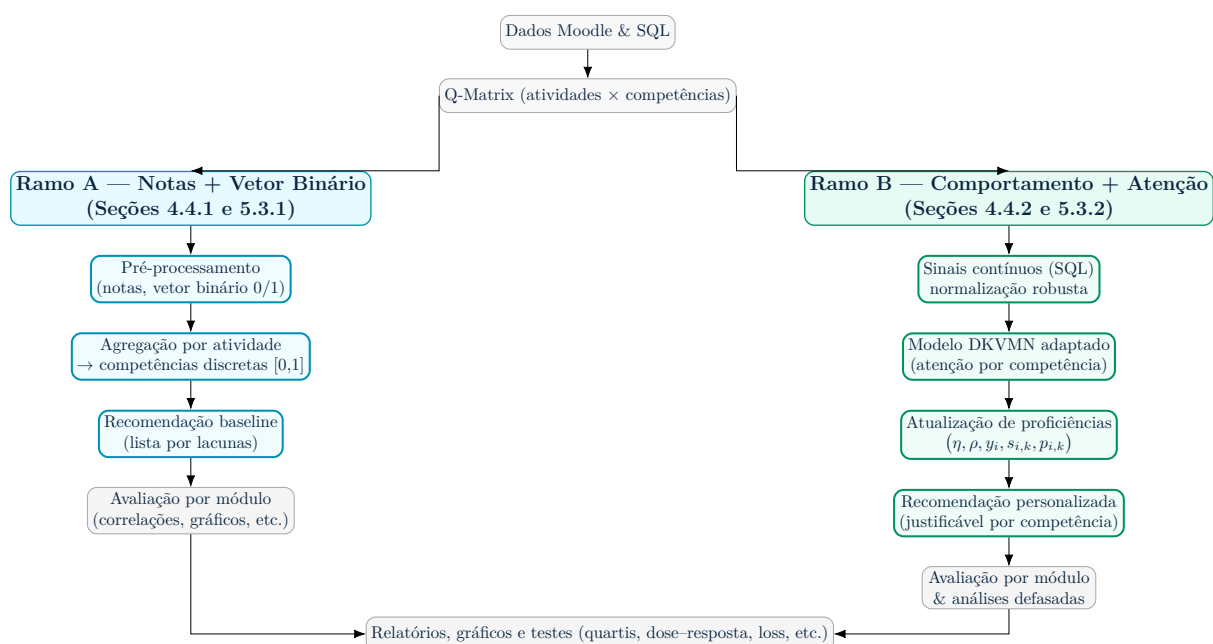


Figura 10 – Fluxo metodológico em dois ramos: (A) análise por notas e vetor binário; (B) análise comportamental com pesos/atenção.

Para operacionalizar o *modelo do estudante* descrito acima, organizamos o método em dois ramos complementares (Figura 10). Ambos partem dos *Dados Moodle & SQL* e da *Q-Matrix* (atividades×competências) e diferem na representação do estado do aluno: o **Ramo A** adota a leitura por *notas* com *vetor binário* de competências (baseline; § 4.4.1; § 5.3.1), produzindo recomendações por lacunas com avaliação por módulo; o **Ramo B** integra *sinais contínuos* derivados de consultas SQL ao DKVMN adaptado, gerando *vetores de atenção por competência* e atualização de proficiências (refinamento; § 4.4.2; § 5.3.2). Os dois fluxos convergem em saídas comparáveis (listas de recomendação, gráficos e testes), permitindo contrastar o baseline com a abordagem com atenção e sustentar as análises subsequentes.

4.4.1 Modelo do estudante utilizando vetor binário

Neste trabalho deu-se início às recomendações, utilizando um modelo do estudante baseado nos percentuais atribuídos a cada competência do sujeito complexo, obtidos mediante a pontuação nas atividades do Moodle vinculadas às respectivas competências. Inicialmente, considerou-se um modelo do estudante composto por um vetor binário de sete posições, uma posição para cada competência, onde zero significa que o percentual relativo à competência é menor que 60%, ou seja, precisa ser desenvolvida. Assumimos neste vetor o valor 1 se o percentual for igual ou maior a 60%; neste sentido, esta competência não demanda atenção para o momento da recomendação. A quantificação dos percentuais de cada competência é feita conforme os seguintes passos:

1. Dada a nota do estudante na atividade, distribui-se o percentual relativo à nota, igualmente entre as competências rotuladas para esta atividade
2. Se uma competência está presente em mais de uma atividade, faz-se uma média de seus percentuais conforme o número de atividades

Para se definir o modelo do estudante e compreender quais competências deveriam ser melhoradas, é fundamental aplicar inicialmente todas as atividades para avaliá-lo, sem impor uma ordem específica para sua resolução. Segundo a teoria do pensamento complexo, é essencial que os estudantes tenham liberdade para escolher como desejam progredir, garantindo sua autonomia e promovendo uma metodologia de aprendizado centrada no estudante (MORIN, 2005). A Tabela 2 apresenta os percentuais da pontuação obtida nas atividades, utilizados para formar os respectivos modelos dos estudantes identificados pelos IDs 389 e 123, fornecendo uma visão de suas características e níveis de desenvolvimento.

Tabela 2 – Resposta dos estudantes de ID 389 e 180 às atividades do módulo I

	Glossário	B.D.	Chat	Escolha	Fórum	Lição	Wiki	Resil	Auton	Coop	Metacog	Transdis	Flexib	Creativ
Competências	A, C, M	A, M, Cr	C, T, F	A, M, Cr	A, C, T	R, A, F	A, C, T							
id_aluno	Ativ1	Ativ2	Ativ3	Ativ4	Ativ5	Ativ6	Ativ7							
389	0.8	1.0	-	1.0	-	1.0	-	100%	63%	20%	93%	0%	50%	100%
180	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	-	100%	75%	62.5%	100%	50%	100%	100%

Exemplificaremos na Tabela 3 como o vetor binário de sete posições foi calculado de forma que, cada posição correspondesse a uma competência: Autonomia, Cooperação, Metacognição, Criatividade, Transdisciplinaridade, Resiliência e Flexibilidade. Conforme explicado anteriormente, a construção desse vetor ocorre em duas etapas. Primeiramente, para cada atividade realizada pelo estudante, a nota obtida é distribuída igualmente entre as competências associadas àquela atividade. Por exemplo, se uma atividade possui três competências e o estudante obteve nota 1.0, cada competência recebe um valor de 1.0. Caso o estudante tenha tirado 0.8, cada competência recebe 0.8. Em seguida,

calcula-se o percentual de cada competência dividindo a soma das contribuições (vindas das atividades realizadas) pelo número total de atividades em que aquela competência aparece, conforme os rótulos estabelecidos previamente. Esse método permite considerar não apenas o desempenho nas atividades feitas, mas também o quanto ainda falta para cobrir todas as competências esperadas. Por fim, para cada competência cujo percentual final seja igual ou superior a 60%, atribui-se o valor 1 no vetor binário; caso contrário, atribui-se 0.

Tabela 3 – Cálculo por competência para os estudantes de ID 389 e 180

Compet.	Ativ. c/ comp.	Soma (389/180)	% (389)	% (180)	Bin. (389/180)
Resil.	1	1.0 / 1.0	100%	100%	1 / 1
Auton.	6	3.8 / 4.5	63%	75%	1 / 1
Cooper.	4	0.8 / 2.5	20%	62.5%	0 / 1
Metacog.	3	2.8 / 3.0	100%	100%	1 / 1
Transdisc.	3	0.0 / 1.5	0%	50%	0 / 0
Flexibi.	2	1.0 / 2.0	50%	100%	0 / 1
Criativ.	2	2.0 / 2.0	100%	100%	1 / 1

Conforme ilustrado nas Tabelas 2 e 3, o cálculo do vetor binário de cada estudante é realizado com base no percentual médio obtido em cada competência. Esse percentual é derivado da soma dos escores atribuídos às competências nas atividades realizadas, dividida pelo número total de atividades que contemplam cada competência. No caso do estudante **389**, observa-se, por exemplo, que a competência *Autonomia* aparece em seis atividades, das quais ele realizou quatro, totalizando 3,8 pontos. A média, portanto, é de aproximadamente 63%, resultando em valor 1 no vetor binário. Já competências como *Cooperação* (20%) e *Transdisciplinaridade* (0%) ficam abaixo do limiar de 60%, sendo marcadas com 0 no vetor. O mesmo procedimento é aplicado ao estudante **180**, cuja participação em maior número de atividades levou a percentuais mais altos em competências como *Flexibilidade* (100%) e *Cooperação* (62,5%). Com isso, os vetores binários gerados são: `modeloDoEstudante[389] = [1, 1, 0, 1, 0, 0, 1]` e `modeloDoEstudante[180] = [1, 1, 1, 1, 0, 1, 1]`, nos quais cada posição representa uma das sete competências do sujeito complexo. Os valores zero indicam competências que ainda demandam desenvolvimento por parte do estudante.

Uma vez estabelecida a lógica para construção do modelo do estudante, torna-se possível dar início ao processo de recomendação de atividades. No entanto, ao analisar casos como o do estudante de ID 180 — cujo vetor binário indicou necessidade de aprimoramento em apenas uma das sete competências — ou, em situações mais críticas, em que nenhuma competência recebe valor zero, evidencia-se uma limitação importante desse modelo. Isso ocorre porque o critério binário adota um limiar fixo de 60%, atribuindo

valor 1 para qualquer competência com desempenho igual ou superior a esse patamar. Dessa forma, um estudante que apresente exatamente 60% em todas as competências seria considerado plenamente desenvolvido em todas elas, quando, na prática, seu desempenho ainda pode estar distante do ideal. Esse efeito de “falsa suficiência” compromete a sensibilidade do modelo, limitando sua capacidade de priorizar recomendações pedagógicas personalizadas e, em alguns casos, inviabilizando a geração de recomendações — mesmo quando há espaço evidente para melhoria.

Diante dessas limitações, adotou-se uma abordagem mais robusta e dinâmica para representar o modelo do estudante, baseada em mecanismos de atenção e memória diferenciada por competência, conforme proposto na arquitetura DKVMN. Essa abordagem permite não apenas rastrear a evolução das competências com maior granularidade, mas também utilizar scores contínuos derivados de consultas SQL aplicadas diretamente ao banco de dados do Moodle. Tais consultas foram elaboradas especificamente para cada atividade do curso, associando os desempenhos dos estudantes aos rótulos de competências atribuídos, conforme a taxonomia do sujeito complexo. Com isso, é possível alimentar o modelo com sinais mais finos de aprendizagem, permitindo que as recomendações futuras considerem não apenas a presença ou ausência de deficiências, mas o grau de desenvolvimento de cada competência de forma mais precisa e personalizada.

4.4.2 Modelo do Estudante com Vetores de Atenção por competência

Considerando o modelo do estudante binário e as limitações apresentadas em cenários onde os estudantes atingem desempenhos similares entre diferentes competências, optou-se por uma representação mais granular baseada em pesos de atenção. Esse novo modelo busca capturar com mais precisão a evolução do estudante em cada uma das sete competências do sujeito complexo.

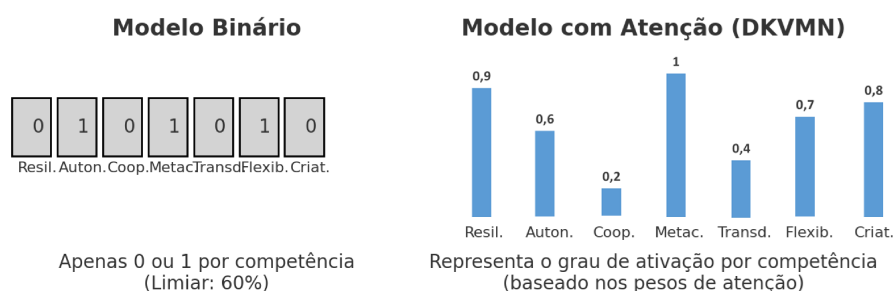


Figura 11 – Comparativo entre vetor binário e vetor com pesos de atenção por competência. Fonte: o autor.

A Figura 11 compara graficamente o modelo binário com o modelo com atenção. Enquanto o vetor binário representa apenas a presença (1) ou ausência (0) de cada competência, o vetor com pesos de atenção permite representar graus de desenvolvimentos

parciais, com valores entre 0 e 1, favorecendo a identificação de fragilidades e a recomendação personalizada de atividades.

Para considerar o desempenho do estudante utilizando peso de atenção em cada competência de maneira mais detalhada e compreender seu comportamento ao realizar as atividades, elaboramos consultas SQL voltadas para mensurar competências de alta ordem nas atividades do Moodle. Essa abordagem é fundamentada no modelo pedagógico voltado ao desenvolvimento de competências digitais docentes, descrito por Minuzi (2022). O primeiro passo nesse tipo de modelo pedagógico, geralmente, é a definição do conjunto de competências digitais a serem avaliadas. No nosso caso, optamos por focar nas competências que caracterizam o estudante enquanto sujeito complexo, permitindo uma análise mais integrada e alinhada à teoria do pensamento complexo.

Assim como Maissiat (2013), Minuzi inclui ações pedagógicas que fomentam as competências supracitadas. Essas ações podem ser exemplificadas mediante atividades educacionais que permitam que os estudantes desenvolvam e demonstrem essas competências no ambiente digital. No contexto docente, isso pode significar promover o uso de ferramentas digitais em tarefas como a criação de quizzes online, participação em fóruns, glossários colaborativos, etc. Para medir o desenvolvimento dessas competências digitais, são aplicadas ferramentas de avaliação. A proposta pedagógica utiliza dados das interações dos estudantes com as ferramentas digitais (plataformas Moodle, por exemplo) para medir o nível de desenvolvimento dessas competências.

Com o uso da plataforma Moodle, o progresso do estudante é rastreado por meio de coleta de dados ao final de cada Módulo. Utilizando consultas SQL, é possível capturar os dados de interação dos estudantes com essas ferramentas digitais, medindo e quantificando o desenvolvimento das competências relacionadas a cada atividade. Os dados coletados incluem: Frequência de uso de atividades, número de tentativas em atividades, tempo gasto em atividades, número de edições realizadas em atividades colaborativas, participação e engajamento em discussões, etc. Ao identificar como os estudantes se comportam em relação às atividades do Moodle, foi possível elaborar ao todo 29 consultas, conforme apresentado na tabela:

Atividades	Competências						
	Resil.	Auton.	Cooperç.	Metacog.	Transdisc.	Flexibil.	Criativ.
Glossário	0	3	2	1	0	0	0
Base de Dados	0	1	0	2	0	0	1
Chat	0	0	1	0	1	1	0
Escolha/Quiz	0	3	0	1	0	0	1
Fórum	0	2	2	0	1	0	0
Lição	1	1	0	0	0	1	0
Wiki	0	1	1	0	1	0	0

Tabela 4 – Atividade X Número de Consultas SQL por competência. - Fonte: o autor

Para construir o modelo mais refinado, utilizou-se esse conjunto de consultas SQL aplicadas a cada atividade do Moodle. Essas consultas visam calcular métricas que refletem o desempenho dos estudantes em relação às competências atribuídas àquela atividade. Por exemplo, na atividade Glossário, foram realizadas 3 consultas sobre Autonomia, 2 sobre Cooperação e 1 sobre Metacognição. Da mesma forma, para a atividade Escolha (Quiz), foram elaboradas 1 consulta sobre Metacognição, 1 sobre Criatividade e 3 consultas distintas voltadas à competência Autonomia. Exemplificando esta última competência, a primeira consulta calcula a taxa de acertos em relação à máxima alcançada, a segunda considera o número de tentativas e a variabilidade de notas, e a terceira avalia a relação entre a nota obtida e o tempo de resolução. Cada uma dessas consultas retorna um score normalizado entre 0 e 1, cuja média constitui o score final da competência para aquela atividade.

No listing 4.1 abaixo, apresentamos o pseudocódigo de uma consulta SQL que calcula o índice de autonomia com base no número de respostas corretas de cada aluno, normalizado pelo número máximo de respostas corretas alcançadas no curso (OTT et al., 2015). Esse modelo é aplicado nas consultas subsequentes para capturar aspectos específicos do comportamento dos estudantes e identificar a evolução das competências associadas ao sujeito complexo.

```

1
2 ENTRADAS
3   COURSE_ID <-- 461
4   QUIZ_ID   <-- 707
5
6 FONTES
7   mdl_quiz (q), mdl_course (c), mdl_quiz_grades (g), mdl_user (u),
8   mdl_user_enrolments (ue), mdl_enrol (e)
9
10 SAIDA
11   Para cada estudante matriculado em COURSE_ID:
12     (studentid, correct_answers, autonomy_index)
13
14 ETAPA 1      Contagem de "respostas corretas" por estudante (proxy)
15   CorrectCount <-- mapa<studentid, inteiro> vazio
16   para cada linha g em mdl_quiz_grades:
17     se existe q em mdl_quiz tal que (q.id = QUIZ_ID) e (q.course = COURSE_ID)
18       e (g.quiz = q.id)
19       e existe u em mdl_user com (u.id = g.userid) entao
20         CorrectCount[u.id] <-- CorrectCount.get(u.id, 0) + 1
21     fim-se
22   fim-para
23
24 ETAPA 2      Maximo de respostas corretas na turma
25   se CorrectCount nao vazio entao
26     max_correct <-- maximo(CorrectCount.values)
27   senao
28     max_correct <-- 0
29   fim-se
30
```

```

31 ETAPA 3      Conjunto de estudantes matriculados no curso
32   EnrolledStudents <-- { u.id | existe ue: (u.id = ue.userid)
33                        e (ue.enrolid = e.id) e (e.courseid = COURSE_ID) }
34
35 ETAPA 4      Calculo do indice normalizado e emissao dos registros
36   para cada studentid em EnrolledStudents:
37     ca <-- CorrectCount.get(studentid, 0)
38     se max_correct > 0 entao
39       autonomy_index <-- ca / max_correct      // normalizacao em [0,1]
40     senao
41       autonomy_index <-- 0
42     fim-se
43     emitir (studentid, correct_answers = ca, autonomy_index)
44   fim-para
45
46 ETAPA 5      Ordenacao
47   Ordenar saida por studentid crescente
48
49 OBSERVACOES
50   - A normalizacao usa o mesmo denominador (max_correct) para todos (analogia ao
51     CROSS JOIN do maximo).
52   - Estudantes sem registros em mdl_quiz_grades aparecem com 0 (analogos a LEFT
53     JOIN + COALESCE).
54   - Aqui, correct_answers eh um "proxy" baseado em mdl_quiz_grades. Para contar
55     questoes corretas,
56   - substituir a ETAPA 1 por agregacao via mdl_question_attempts/steps (eventos
57     de acerto/nota).

```

Listing 4.1 – Pseudocódigo — Índice de Autonomia a partir de respostas corretas (proxy via mdl_quiz_grades)

Cada consulta utiliza diferentes métricas para calcular o índice de determinada competência relativo à atividade, para cada aluno. As consultas SQL, neste contexto, são criadas respaldadas na definição das competências e nas ações pedagógicas relacionadas a cada uma delas, que foram previamente descritas no Quadro 5, com base no trabalho de Maissiat (2013). A seguir, explicamos qual o princípio utilizado na avaliação das competências do sujeito complexo por meio de consulta SQL, apresentando o contexto de consulta para cada competência listada abaixo.

1. Resiliência: A resiliência pode ser avaliada pelo número de tentativas realizadas nas atividades do tipo Quiz ou lição, ou pela persistência do estudante em editar entradas em glossários e wikis. Por exemplo, se o estudante faz várias tentativas para melhorar seu desempenho em uma atividade ou persistir na edição de uma entrada, isso demonstra resiliência. Consultas que analisam o número de tentativas e se houve melhora no desempenho (mesmo após várias tentativas) são úteis para mensurar essa competência;
2. Autonomia: Consultas como a que calcula o número de tentativas e o tempo gasto em Quizzes, por exemplo, visam identificar a autonomia do estudante ao completar

as atividades com o menor número de tentativas ou ao melhorar suas notas de forma consistente;

3. **Cooperação:** As consultas que verificam a participação dos estudantes em fóruns, glossários e wikis ajudam a identificar o nível de cooperação, medido pela quantidade e qualidade de interações com os colegas, e o tempo de contribuição.
4. **Metacognição:** A metacognição pode ser medida observando a frequência com que o estudante revisa suas próprias respostas e melhora suas notas. Consultas que comparam tentativas de Quizzes e verificam se o estudante alterou suas respostas ou estratégias podem ser usadas para avaliar essa competência. Além disso, a frequência de edições em atividades como glossários ou wikis indica que o estudante está refletindo sobre seu trabalho e buscando melhorá-lo. O cálculo de um índice de metacognição pode levar em conta a quantidade de alterações realizadas pelo estudante e as melhorias que isso trouxe em termos de desempenho.
5. **Transdisciplinaridade:** As consultas que verificam a utilização de termos de glossário em diferentes contextos (fóruns, wikis, etc.) ajudam a avaliar a transdisciplinaridade, mensurando a capacidade do estudante de integrar conhecimentos de diversas áreas.
6. **Flexibilidade:** A flexibilidade pode ser avaliada observando o padrão de acessos do estudante às atividades do Moodle, como fóruns, quizzes e glossários, e como ele distribui essas interações ao longo do tempo. Consultas que analisam a variação nos horários e dias em que o estudante realiza suas atividades podem medir o grau de flexibilidade. Um estudante que acessa as atividades em diferentes momentos e se adapta a diferentes contextos de aprendizado (por exemplo, utilizando diferentes dispositivos ou realizando atividades em horários variados) demonstra uma maior flexibilidade. A consulta pode medir quantas vezes o estudante interage com as atividades em diferentes períodos, e sua autonomia pode ser avaliada considerando também a eficácia dessas interações.
7. **Criatividade:** A medição da criatividade pode ser feita com base nas mudanças de respostas ao longo de várias tentativas em quizzes, analisando se os estudantes mudaram suas abordagens e se essas mudanças resultaram em melhorias nas notas.

O Quadro 6 lista a relação de métricas calculadas, considerando as atividades e as respectivas competências a elas relacionadas. Neste quadro, cada competência representa uma consulta executada sempre que o aluno realiza a respectiva atividade, e os dados extraídos alimentam continuamente o modelo do estudante, resultando em dados abrangentes que refletem sua evolução nas diferentes competências.

Quadro 6 – Atividades do Moodle, competências associadas e sinais capturados via consultas SQL.

Atividade	Competência	Sinais Capturados
Base de Dados	Autonomia	Registros criados sem edição posterior.
	Criatividade	Quantidade de <code>fieldId</code> distintos (variedade de tipos de campo).
	Metacognição	Registros que foram editados.
	Metacognição	Quantidade de campos existentes nos registros editados.
Chat	Cooperação	Número de mensagens por usuário no chat.
	Flexibilidade	Horas e dias distintos em que o usuário enviou mensagens.
	Transdisciplinaridade	Ocorrências de termos/conceitos do glossário nas mensagens.
Escolha/Quiz	Autonomia	Início antecipado, duração, tentativas com melhoria.
	Autonomia	Nº de tentativas e amplitude entre pior e melhor nota.
	Autonomia	Maiores notas em menores tempos.
	Criatividade	Respostas alteradas com ganho de nota por tentativa.
	Metacognição	Melhora na nota considerando o intervalo entre tentativas.
Fórum	Autonomia	Mensagens iniciadas pelo estudante.
	Autonomia	Respostas do estudante a discussões alheias.
	Cooperação	Quantidade total de postagens na discussão.
	Cooperação	Total de postagens (tópicos e respostas) do usuário.
	Transdisciplinaridade	Conceitos distintos oriundos do glossário.
Glossário	Autonomia	Nº de entradas, categorias distintas, tamanho da definição.
	Autonomia	Rapidez da primeira entrada; dias distintos de contribuição.
	Autonomia	Diferença entre horários das entradas.
	Cooperação	Entradas por usuários de grupo.
	Cooperação	Tempo entre 1ª e última postagem; nº de postagens (em grupo).
	Metacognição	Total de entradas editadas; nº de conceitos distintos criados.
Lição/Tarefa	Autonomia	Volume de tentativas por página.
	Flexibilidade	Variedade de horários/dias; cadência média entre tentativas.
Wiki	Resiliência	Retentativas após erro (volume por página).
	Autonomia	Nº de edições nas subwikis.
	Cooperação	Nº de edições na página <i>wiki</i> .
	Transdisciplinaridade	Nº de entradas de glossário distintas por usuário na página <i>wiki</i> .

Considerando as consultas citadas para a competência de autonomia na atividade de Escolha (Quiz), utilizamos a média aritmética dos três scores individuais, neste caso, devido ao número de consultas para esta competência, prevista na tabela 4 (Linha 4, coluna 2), para calcular o escore de $Autonomia_{Escolha}$, conforme Eq. 3, usamos $Score_1$ (Início antecipado ao prazo limite, duração, tentativas com melhoria), $Score_2$ (numero de tentativas e amplitude de nota entre a pior e melhor tentativa) e $Score_3$ (maiores notas por menores tempos da tentativa) especificados no Quadro 6, lembrando que os valores retornados pelas consultas são entregam indice da competência normalizado dentre os alunos da turma.

$$\text{Score } \textit{Autonomia}_{\textit{Escolha}} = \frac{\text{Score}_1 + \text{Score}_2 + \text{Score}_3}{3} \quad (3)$$

Esse procedimento é aplicado a todas as atividades, resultando em um vetor que alimenta o modelo do estudante. A Inicialização do modelo do estudante é oriunda da participação dele ao responder todas as 7 atividades no módulo inicial do curso, e é representado em uma matriz onde as linhas correspondem aos estudantes e as colunas contêm os scores das competências por atividade.

Após realizar todas as consultas SQL e efetuar os cálculos das médias das competências para cada atividade, o modelo do estudante é formado conforme exibido na Tabela 5, apresentando o ID do estudante, a sua performance no módulo, juntamente com os scores de cada competência por atividade.

Tabela 5 – Exemplos de Modelo do Estudante - fonte: o autor

ID	Performance	Resiliência-Lição	Autonomia-Glossário	Autonomia-BD	Autonomia-Escolha	Autonomia-Fórum	Autonomia-Lição	Autonomia-Wiki	Cooperação-Glossário	Cooperação-Chat	Cooperação-Fórum	Cooperação2-Wiki	Metacognição-Glossário	Metacognição-BD	Metacognição-Escolha	Transdisciplinaridade-Chat	Transdisciplinaridade-Fórum	Transdisciplinaridade-Wiki	Flexibilidade-Chat	Flexibilidade-Lição	Criatividade-BD	Criatividade-Escolha
55	0.60	0.00	0.64	0.50	0.97	0.50	0.00	0.00	0.92	0.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.38
56	0.63	0.00	0.00	0.00	0.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Tomando como exemplo estudante de ID=55, ao utilizar as métricas da competência autonomia para atividade Escolha e substituindo os valores na equação 3 temos:

$$\text{Score } \textit{Autonomia}_{\textit{Escolha}} = \frac{1.0 + 1.0 + 0.9}{3} = \frac{2.9}{3} \approx 0.967$$

score de autonomia para esta atividade é aproximadamente 0.97.

score de autonomia para esta atividade é aproximadamente 0.97 Conforme mencionado anteriormente, as competências podem estar associadas a mais de uma atividade. Por isso, ao final de cada módulo, é realizada uma análise consolidada, calculando a média dos índices de competências atribuídos às interações do estudante com as diferentes atividades. Esse processo atribui um valor único a cada competência, permitindo uma visão mais integrada destas competências em relação ao perfil do estudante. Por fim, esses dados são utilizados como peso de atenção da competência para prever e personalizar a recomendação de atividades, promovendo uma abordagem mais eficaz e alinhada ao desenvolvimento do sujeito complexo.

A geração dos pesos de atenção por competência é realizada em duas etapas principais:

(i) cálculo da média dos índices de desempenho do estudante para cada competência

em relação às atividades que a envolvem, e (ii) cálculo de uma média consolidada por competência, considerando todas as atividades realizadas no módulo.

Para a etapa (i), são utilizadas consultas SQL específicas (conforme exemplificado na Tabela 4) que atribuem uma pontuação proporcional ao desempenho do estudante em cada atividade associada à competência. Como cada competência está relacionada a múltiplas atividades, os índices obtidos são agrupados e sua média aritmética é calculada. Por exemplo, a competência *Autonomia* está presente em seis atividades (Glossário, Base de Dados, Escolha, Fórum, Lição e Wiki), e o score médio de Autonomia (**avg-Skill-1**) é obtido somando-se os índices de desempenho do estudante nessas atividades e dividindo-se pelo número total de ocorrências.

Seja $S_{i,j}$ o score atribuído ao estudante i na competência j para a atividade a , e A_j o conjunto de atividades associadas à competência j . A média da competência j para o estudante i é dada por:

$$\bar{S}_{i,j} = \frac{1}{|A_j|} \sum_{a \in A_j} S_{i,j,a} \quad (4)$$

Em seguida, para normalizar os valores e gerar os pesos de atenção utilizados no modelo DKVMN, aplica-se a normalização softmax sobre os scores médios das competências, resultando em um vetor de atenção $\alpha_{i,j}$ para o estudante i em relação à competência j :

$$\alpha_{i,j} = \frac{e^{\bar{S}_{i,j}}}{\sum_{k=1}^K e^{\bar{S}_{i,k}}} \quad (5)$$

onde K representa o número total de competências.

A Tabela 4 orienta esse processo ao indicar quantas consultas SQL contribuem para cada competência em cada atividade. Essas quantidades definem, portanto, o grau de participação da atividade no desenvolvimento de determinada competência. No exemplo apresentado na planilha do Módulo 1, observa-se que o estudante com ID = 55 obteve os seguintes valores médios por competência: Resiliência = 0,00, Autonomia = 0,44, Cooperação = 0,36, Metacognição = 0,08, Transdisciplinaridade = 0,00, Flexibilidade = 0,00 e Criatividade = 0,38.

Ao final, esses valores médios compõem o vetor de entrada $\bar{S}_i = [\bar{S}_{i,1}, \bar{S}_{i,2}, \dots, \bar{S}_{i,K}]$ que será utilizado no modelo DKVMN adaptado para gerar a distribuição de atenção (attention weights) $\alpha_i = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,K}]$. Dessa forma, cada competência recebe um peso proporcional ao seu score médio, o que permite ao modelo identificar lacunas e orientar a recomendação de atividades de forma mais precisa e personalizada, promovendo uma aprendizagem centrada no desenvolvimento das competências do sujeito complexo.

Após a aplicação da função softmax, o vetor de atenção resultante para o estudante de ID 55 é :

$$\alpha = [0.1172, \mathbf{0.1819}, 0.1681, 0.1270, 0.1172, 0.1172, \mathbf{0.1714}]$$

Esses pesos indicam maior atenção para as competências de Autonomia e Criatividade no momento da recomendação de novas atividades para esse estudante. A Figura 12 ilustra esse vetor de atenção de forma gráfica.



Figura 12 – Vetor de Atenção por Competência — Estudante 55

A granularidade desse modelo permite gerar relatórios visuais mais interpretáveis e intervenções pedagógicas mais precisas. Por exemplo, o estudante que obteve valores acima de 0.6 em todas as competências, não receberia recomendações no modelo binário, enquanto no modelo com atenção ele pode receber sugestões direcionadas para elevar o desempenho em competências específicas. Além disso, a continuidade dos scores permite avaliar a progressão ao longo do tempo, fomentando a autorregulação e o desenvolvimento integral conforme os princípios do pensamento complexo.

4.5 Adequação do DKVMN para Rastreamento de Competências

Com o objetivo de rastrear o desenvolvimento de competências do sujeito complexo por meio de interações com atividades no Moodle, adotou-se a arquitetura DKVMN (Dynamic Key-Value Memory Networks) como ponto de partida. Essa escolha se deu pelo seu desempenho em tarefas de *Knowledge Tracing* e pela capacidade da arquitetura de modelar o estado latente de conhecimento do estudante ao longo do tempo. No entanto, o código original, distribuído em dois arquivos principais (model.py e memory.py - fonte: (ZHANG et al., 2017)), estava orientado para tarefas de rastreamento de acertos e erros binários por questão, sem considerar múltiplas competências por atividade nem visualizações pedagógicas interpretáveis.

A versão original do DKVMN, ainda que funcional para *datasets* como o ASSISTments e outros *benchmarks* de *student modeling*, apresentava fragilidades metodológicas para o contexto do presente trabalho:

- ❑ O rastreamento era binário (acerto ou erro), inadequado para atividades que avaliam múltiplas competências com graduações parciais;
- ❑ Não havia integração com bancos de dados reais, como os arquivos extraídos do Moodle via SQL;
- ❑ A atenção calculada sobre os *slots* da memória não era visível, o que dificultava a interpretação pedagógica;
- ❑ O modelo não era capaz de atualizar dinamicamente o vetor de proficiência de cada estudante ao longo dos módulos do curso.

Essas limitações motivaram uma reestruturação completa do código culminando na criação do M-COMPASS, que integra o modelo, memória, pipeline de dados e visualizações pedagógicas.

4.5.1 Processo de Reestruturação do Código

A versão modificada do DKVMN que culminou no M-COMPASS³, foi construída com base em princípios metodológicos voltados à aplicabilidade pedagógica:

1. Unificação do código: As classes DKVMN e DKVMNmemory foram incorporadas diretamente no novo *script*, eliminando dependências externas e permitindo controle centralizado sobre memória, *embeddings* e lógica de atenção;
2. Entrada por competência (Q-matrix): A matriz Q foi usada como máscara para mapear as competências associadas a cada atividade. Isso possibilitou treinar o modelo considerando múltiplas competências simultâneas por atividade, refletindo a realidade das interações do Moodle;
3. Leitura e sequenciamento por módulo: O código foi adaptado para ler arquivos separados por módulo (Modulo1.csv, Modulo2.csv, etc.), simulando o progresso real dos estudantes. Ao final de cada módulo, a memória de valores (M^v) é atualizada dinamicamente com base nas interações realizadas;
4. Cálculo da média por competência e posterior aplicação de vetor de atenção para rastreamento individualizado;

³ Implementada no arquivo M-COMPASS_v3_6_FINAL.py disponível no Apêndice desta tese e no repositório <https://github.com/gprado1978/M-Compass>

5. Visualização de atenção e evolução: Foram adicionados gráficos interativos via *Plotly* para representar:
 - A atenção (peso) atribuída a cada *slot* da memória ao longo do tempo;
 - A evolução dos scores por competência de cada estudante;
 - A média das competências da turma em forma de gráfico radar;
 - A perda de treinamento ao longo das épocas.
6. Atualização Contínua de Proficiência: Para refletir a evolução do estudante em cada competência, foi implementado um mecanismo de atualização contínua dos *scores* de proficiência. A equação utilizada considera tanto o aprendizado a partir de uma nova interação quanto o esquecimento ao longo do tempo:

$$P_{t+1} = P_t + \alpha(r_t - P_t) - \beta P_t \quad (6)$$

em que:

- P_t representa o valor atual de proficiência para uma determinada competência;
 - r_t é o resultado da interação do estudante (ex: score da atividade para aquela competência);
 - $\alpha = 0,1$ é a taxa de aprendizagem, controlando o impacto da nova informação;
 - $\beta = 0,01$ é a taxa de esquecimento, promovendo a atenuação gradual da memória ao longo do tempo.
7. Geração de relatório de comparação: Ao final da execução, é gerado um arquivo .csv com a evolução de cada competência por estudante, comparando o início e fim do processo de recomendação.

Para orientar o leitor, a Figura 13 sintetiza a arquitetura do **M-COMPASS**, evidenciando como o DKVMN foi adequado ao nosso contexto. A partir dos dados extraídos via SQL e da Q-Matrix (atividades \times competências), o modelo compõe *embeddings* de estudante e competência, aplica atenção mascarada por competência sobre a memória de chaves/valores, realiza leitura e atualização da memória (operações *erase/add*) durante o treino por módulo — monitorado por *loss* cumulativa —, mantém um vetor externo de proficiências atualizado ao longo do curso e, por fim, gera recomendações justificáveis e visualizações pedagógicas (radar e mapas de atenção). Com essa visão de alto nível em mente, fica nítido como foram sanadas as limitações do DKVMN original no nosso cenário e as modificações que culminaram no *M-COMPASS*.

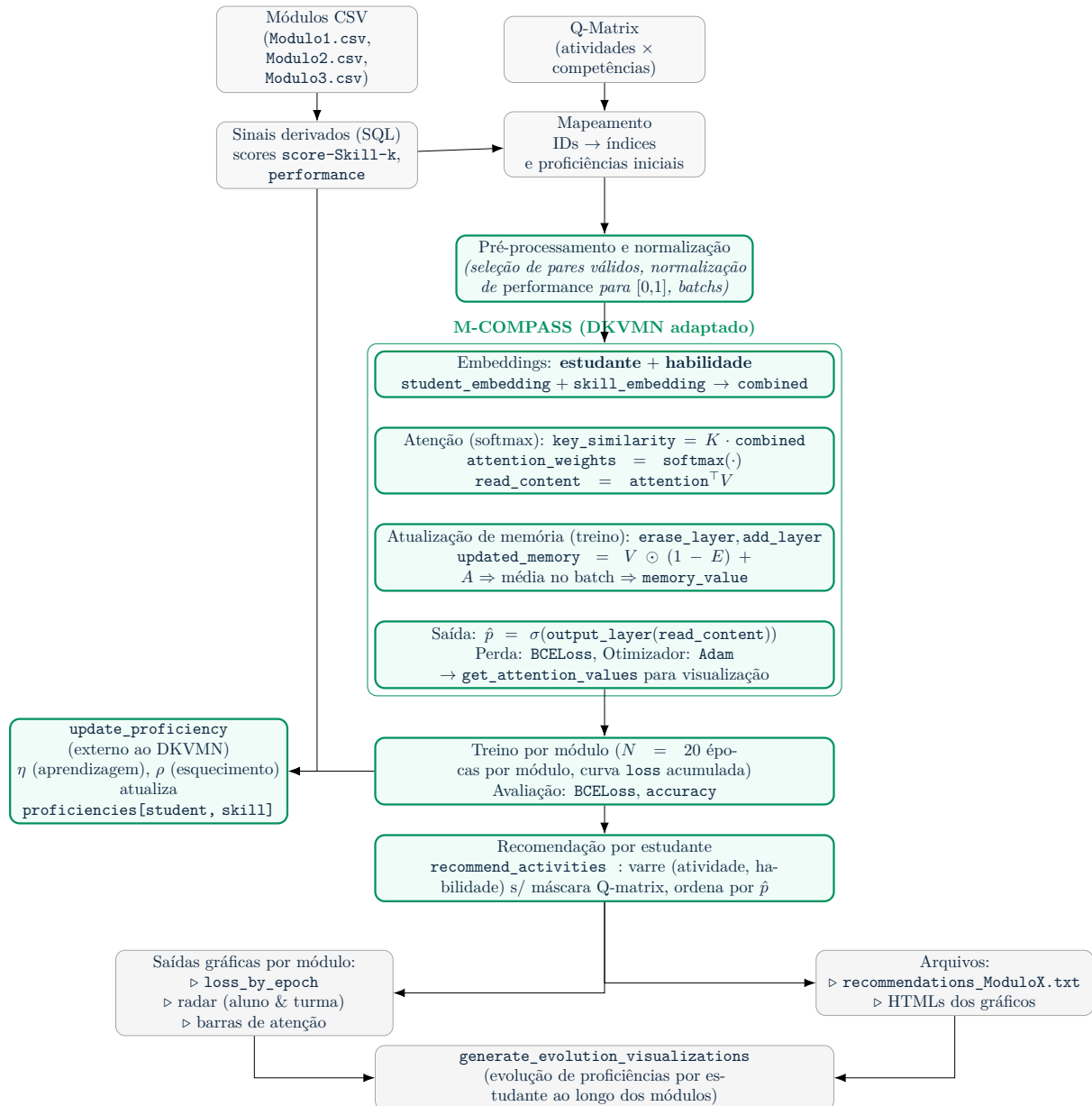


Figura 13 – Arquitetura do M-COMPASS (adaptado de DKVMN (ZHANG et al., 2017)): dos dados e sinais (SQL) → embeddings e atenção → leitura/atualização de memória → predição \hat{p} e treino (BCE/Adam) → atualização externa de proficiências → recomendações e relatórios.

4.5.1.1 Configuração do modelo e hiperparâmetros do M-COMPASS

Além das modificações estruturais descritas anteriormente, o M-COMPASS foi instanciado com uma configuração fixa de hiperparâmetros, alinhada ao objetivo de rastrear competências ao longo de módulos e produzir recomendações interpretáveis. A implementação segue o paradigma do DKVMN: (i) uma memória de chaves \mathbf{M}_k com S slots latentes e (ii) uma memória de valores \mathbf{M}_v dinâmica, atualizada a cada interação por operações *erase/add*. A seguir, resumizamos os parâmetros utilizados.

Tabela 6 – Hiperparâmetros e configuração da rede neural no M-COMPASS

Componente / Parâmetro	Valor	Papel no modelo
Número de competências (K)	7	Dimensão do rastreamento: Resiliência, Autonomia, Cooperação, Metacognição, Transdisciplinaridade, Flexibilidade e Criatividade.
Número de <i>slots</i> de memória (S)	20	Capacidade do banco de memória: organiza padrões latentes acessados pela atenção.
Dimensão das chaves / embeddings (d_k)	50	Dimensão do espaço latente de representação do estudante e da competência (embeddings) e das chaves \mathbf{M}_k .
Dimensão da memória-valor (d_v)	K (=7)	Cada <i>slot</i> armazena um vetor compatível com o número de competências, favorecendo interpretabilidade do estado latente.
Embeddings treináveis	$\text{Embedding}(N, d_k)$ e $\text{Embedding}(K, d_k)$	Representações densas (embeddings) para estudante (N) e competência (K), combinadas por soma no forward ..
Camadas de escrita na memória	$\text{Linear}(d_k \rightarrow d_v)$	erase_layer (com sigmoide) e add_layer (com tanh) definem o quanto apagar/adicionar em \mathbf{M}_v .
Camada de saída	$\text{Linear}(d_v \rightarrow 1)$ + sigmoide	Produz $\hat{p}_{i,k} \in [0, 1]$, interpretado como probabilidade prevista associada ao par (estudante i , competência k).
Inicialização de \mathbf{M}_v	Média dos <i>scores</i> do módulo, replicada em S slots	Define um estado inicial plausível, reduzindo aleatoriedade na memória-valor e favorecendo estabilidade do treino sequencial.

No treinamento, o modelo é otimizado como uma predição probabilística por competência, minimizando a entropia cruzada binária (BCE) entre $\hat{p}_{i,k}$ e o desempenho observado (normalizado) associado às evidências disponíveis. A Tabela 7 resume as escolhas de otimização e regime de treinamento.

Tabela 7 – Configuração de treinamento por módulo no M-COMPASS

Parâmetro	Valor	Observação
Função de perda	BCELoss	Adequada à saída sigmoideal e interpretação probabilística por competência.
Otimizador	Adam	Atualiza embeddings, chaves, camadas e memória-valor com taxa de aprendizado fixa.
Taxa de aprendizado (Adam)	0,001	Valor padrão com boa estabilidade para o regime de mini-lotes adotado.
Épocas por módulo	20	Treino sequencial por módulo, acumulando evidências ao longo do curso.
Tamanho do mini-lote	32	Equilíbrio entre estabilidade do gradiente e custo computacional.
Atualização externa de proficiência	$learning_rate = 0.1$; $forgetting_rate = 0.01$	Operação complementar (<code>update_proficiency</code>) que ajusta o vetor de proficiência a partir de evidências do módulo.

Por fim, a recomendação operacional é derivada do conjunto de probabilidades previstas $\hat{p}_{i,k}$: para cada atividade a , consideram-se apenas as competências indicadas pela Q-Matrix ($Q[a, k] = 1$), replicando a pontuação prevista para ranquear as oportunidades e selecionar Top- K recomendações. Assim, os hiperparâmetros acima caracterizam tanto a capacidade de memória e atenção do modelo quanto o regime de otimização que sustenta as listas recomendadas por módulo.

4.6 Recomendação de Atividades

Para avaliar a viabilidade de recomendações pedagógicas centradas nas competências do sujeito complexo, adotamos duas abordagens complementares com diferentes modelos de representação do estudante. A primeira etapa utilizou um vetor binário por competência com algoritmo guloso, e a segunda, um vetor de atenção baseado em interações reais com atividades, integrado à arquitetura adaptada do DKVMN.

Apesar da simplicidade e agilidade da abordagem inicial, a representação binária das competências — em que o estudante é classificado com 1 (possui a competência) ou 0 (não possui) — impõe limitações conceituais relevantes. Essa codificação dicotômica desconsidera as nuances do processo de aprendizagem e pode gerar interpretações ambíguas sobre o real desenvolvimento das competências. Um mesmo resultado pode decorrer de estratégias distintas de estudo, níveis variados de esforço ou quantidades diferentes de tentativas, o que dificulta inferências precisas sobre a aquisição das competências esperadas. Assim, a abordagem binária tende a mascarar aspectos importantes do comportamento

do estudante, comprometendo a acurácia do rastreamento. Embora essa representação tenha contribuído para resultados iniciais promissores na recomendação de atividades, suas limitações impulsionaram a adoção de um modelo mais refinado, que incorpora indicadores graduais e permite capturar com maior fidelidade o progresso nas competências de alta ordem.

No processo de evolução do algoritmo de recomendação, implementamos uma adaptação do DKVMN, utilizando vetor de atenção derivado de interações reais dos estudantes no Moodle, extraídas via consultas SQL. Cada competência recebe um valor entre 0 e 1, representando o desempenho do estudante com base em métricas como tentativas, tempo e nota. A estrutura do modelo inclui:

- ❑ Vetor de entrada do estudante com valores reais por competência;
- ❑ Q-matrix representando a associação entre atividades e competências;
- ❑ DKVMN com atenção para rastrear e atualizar o estado latente de cada competência;
- ❑ Função `update_proficiency` para ajustar o vetor com base nas interações;
- ❑ Predição da probabilidade de sucesso e recomendação de atividades com base no vetor ajustado.

Observe que para este momento a composição do modelo do estudante segue os dados normalizados das consultas SQL que representarão cada competência. Seguindo o método apresentado na seção 4.4, no lugar de utilizar um vetor binário representado pelo limiar percentual de 60% (sendo 0 abaixo deste percentual, caso contrário 1) utilizamos métricas apresentadas no Quadro 6. Como as consultas retornam valores reais entre 0 e 1 para cada competência, considera-se a presença das competências presentes em cada atividade e faz-se uma média de seus percentuais conforme o número de atividades, obtendo um vetor modelo do estudante no seguinte formato `modeloDoEstudante[389] = [1.0, 0.76, 0.27, 0.93, 0.0, 0.5, 1.0]` e `modeloDoEstudante[123] = [1.0, 1.0, 0.67, 1.0, 0.5, 0.5, 1.0]` para os estudantes de ID 389 e 123 respectivamente. Neste caso específico, só fizemos a representação numérica prevista na tabela 2, não necessariamente representado os valores oriundos das consultas SQL.

O código do M-COMPASS (disponível em Listing A.4) apresenta uma adaptação do modelo DKVMN, que implementa essa abordagem. Ele utiliza uma Q-matrix, que associa cada atividade (como Glossário, Base de Dados, Chat, etc.) a competências específicas (como Resiliência, Autonomia, Cooperação, entre outras). Na Q-matrix, cada linha representa uma atividade e cada coluna, uma competência, representada com 1 quando a esta é relevante para a atividade e 0 caso contrário.

A seguir, detalhamos como o COMPASS foi adaptado do DKVMN:

1. Contextualização da Adaptação:

- ❑ Atividades no Moodle: Diferentemente de rastrear respostas a questões simples, como em modelos tradicionais, o código analisa atividades complexas no Moodle (Glossário, Fórum, Wiki, etc.), que são mapeadas a competências de alta ordem como Resiliência, Autonomia, Cooperação e outras.
- ❑ Comportamento do Estudante: Utiliza dados extraídos de consultas SQL, que representam interações mais detalhadas e comportamentais dos estudantes com as atividades, em vez de respostas binárias ou percentuais fixos. Os índices retornados pelas consultas SQL são integrados à matriz de valor (*Value Matrix*), permitindo que o modelo capture o estado dinâmico das competências de cada estudante.

2. Elementos Fundamentais da Adaptação:

❑ Q-Matrix (Matriz de Atividades e Competências):

- Relaciona atividades do Moodle às competências de alta ordem.
- Cada linha da matriz representa uma atividade e cada coluna, uma competência. O valor 1 indica que a competência é relevante para a atividade. Exemplo: Na matriz abaixo temos a atividade Glossário, representada pelas competência Autonomia, Cooperação e Metacognição.

Tabela 8 – Matriz-Q: mapeamento de atividades × competências

	Resiliência	Autonomia	Cooperação	Metacognição	Transdisciplinaridade	Flexibilidade	Criatividade
Glossário	0	1	1	1	0	0	0
Base de Dados	0	1	0	1	0	0	1
Chat	0	0	1	0	1	1	0
Escolha/Quiz	0	1	0	1	0	0	1
Fórum	0	1	1	0	1	0	0
Lição	1	1	0	0	0	1	0
Wiki	0	1	1	0	1	0	0

❑ Atualização de Proficiências:

- **Função `update_proficiency`:** Ajusta as proficiências dos estudantes com base em seu desempenho nas competências associadas às atividades realizadas.
- **Mecanismos de Aprendizado e Esquecimento:**

- * **Taxa de aprendizado (η):** Aumenta a proficiência em competências relacionadas às atividades em que o estudante obteve bom desempenho. Para a competência k do estudante i , com proficiência atual $p_{i,k} \in [0, 1]$, evidência $s_{i,k} > 0$ (score da competência na atividade) e desempenho $y_i \in [0, 1]$, o incremento é:

$$\Delta_{i,k}^+ = \eta s_{i,k} y_i (1 - p_{i,k}). \quad (7)$$

- * **Taxa de esquecimento (ρ):** Simula a perda de proficiência em competências nas quais o estudante apresentou desempenho baixo. A perda por baixo desempenho é dada por:

$$\Delta_{i,k}^- = \rho (1 - y_i) p_{i,k}. \quad (8)$$

Atualização da proficiência:

$$p'_{i,k} = p_{i,k} + \mathbf{1}[s_{i,k} > 0] \Delta_{i,k}^+ - \Delta_{i,k}^-, \quad (9)$$

onde $\mathbf{1}[s_{i,k} > 0]$ é o indicador de que há evidência para aquela competência na atividade. Mapeando para o M-COMPASS, temos:

- $\eta \leftrightarrow \text{learning_rate}$
- $\rho \leftrightarrow \text{forgetting_rate}$
- $y_i \leftrightarrow \text{performance}$
- $s_{i,k} \leftrightarrow \text{scores}[\text{skill_id}]$
- $p_{i,k} \leftrightarrow \text{proficiencies}[\text{student_idx}, \text{skill_id}]$

3. Predição de Proficiência com o DKVMN:

- O modelo usa uma arquitetura de memória para rastrear as competências dos estudantes ao longo do tempo.
- **Matriz de Chave (*Key Matrix*):** Representa componentes de conhecimento latentes que relacionam as competências exigidas pelas atividades ao estado de conhecimento dos estudantes e permanece estática.
- **Matriz de Valor (*Value Matrix*):** Representa o estado dinâmico das competências dos estudantes e é atualizada conforme novas interações. A matriz de valor é ajustada com base no desempenho dos estudantes (percentual de acerto ou engajamento com as atividades) e nos parâmetros de aprendizado e esquecimento.
- Para cada interação estudante-competência, o modelo prevê uma probabilidade (entre 0 e 1), indicando o nível de proficiência esperado.

4. Recomendações Personalizadas:

- ❑ Após calcular as proficiências, o modelo classifica as atividades com base nas competências com maior probabilidade de serem desenvolvidas pelo estudante.
- ❑ Sugere atividades que promovam maior impacto no aprendizado, personalizando a experiência educacional.

Após o carregamento dos dados iniciais (como ID do estudante, desempenho no módulo e pontuações em cada competência), o sistema aplica uma função de atualização de proficiência para ajustar o nível de cada competência do estudante com base em seu desempenho no módulo. Esse ajuste considera duas taxas principais, que ainda precisam ser refinadas em testes posteriores, sendo: Taxa de aprendizado e Taxa de esquecimento.

Com as proficiências ajustadas, o próximo passo é prever a probabilidade de sucesso do estudante em competências específicas usando a rede neural DKVMN. Essa rede utiliza uma arquitetura de memória que armazena e recupera informações sobre o conhecimento dos estudantes e as demandas de cada competência. O modelo combina *embeddings* de estudantes e competências para calcular sua similaridade, resultando em uma previsão probabilística (entre 0 e 1) que reflete o nível estimado de domínio da competência (ZHANG et al., 2017).

O treinamento do modelo DKVMN é realizado em *mini-batches* com dados reais dos módulos (arquivos CSV processados). Em cada módulo (M1–M3), utiliza-se uma amostra estratificada de aproximadamente 20–30%⁴ das observações da turma para ajustar os pesos da rede e atualizar a memória-valor (M_v); o restante é usado para avaliação intra-módulo. A otimização emprega Adam ($lr = 0,001$) e *Binary Cross-Entropy* (BCE), tipicamente por 20 épocas por módulo. A M_v é inicializada (em M1) com estatísticas do próprio módulo e, a cada passo de treino, é atualizada pelas operações *erase/add* ponderadas pela atenção; ao final de cada *batch*, o novo M_v é consolidado (média no *batch*). No encadeamento M1→M2→M3, pesos e memória carregam estado (*warm-start*), refletindo a natureza sequencial/longitudinal do curso.

A principal funcionalidade do código é a geração de recomendações personalizadas de atividades, que considera as competências cuja probabilidade de predição de melhora de desempenho é maior, propondo atividades que maximizem o potencial de desenvolvimento do estudante. Esse processo segue as etapas descritas abaixo:

1. Verificação de Relevância: O sistema consulta a Q-matrix para verificar se a competência é relevante para uma atividade específica (valor 1 na matriz).

⁴ A fração de 20–30% por módulo foi adotada para controlar custo computacional e preservar amostra para avaliação intra-módulo; como o treino é sequencial e a memória carrega histórico, a efetividade tende a aumentar em M2–M3 mesmo com frações moderadas.

2. Predição da Proficiência: Para cada combinação atividade-competência relevante, o modelo DKVMN calcula o nível de domínio estimado do estudante naquela competência.
3. Classificação e Seleção: As atividades são classificadas conforme a probabilidade de proficiência, priorizando as que apresentam maior previsão de sucesso. O número de atividades recomendadas é ajustável.

A arquitetura DKVMN adaptada realiza previsões baseadas na similaridade entre as chaves latentes das competências e o estado atual do estudante, armazenado na matriz de valor. Após o treinamento com dados reais e atualização sequencial da memória, o modelo calcula a probabilidade de sucesso em cada atividade e recomenda aquelas que maximizam o desenvolvimento de competências menos consolidadas.

Espera-se que esta adaptação do modelo DKVMN direcione o aprendizado para as competências menos desenvolvidas, proporcionando uma experiência personalizada e centrada nas necessidades individuais de cada estudante. Além de gerar recomendações mais precisas, o modelo deve rastrear continuamente o desenvolvimento das competências, permitindo um acompanhamento detalhado do progresso ao longo do tempo. Assim, o método não apenas potencializa o aprendizado, mas também fornece *insights* valiosos para educadores sobre a evolução das competências dos estudantes.

Dessa forma, a abordagem baseada em vetor de atenção oferece maior precisão, rastreabilidade e interpretação pedagógica, permitindo um acompanhamento dinâmico e personalizado da formação do sujeito complexo.

4.7 Considerações Finais

A versão modificada do código apresentou avanços metodológicos relevantes em relação ao modelo original, proporcionando maior alinhamento pedagógico e funcional. As principais contribuições são:

- ❑ **Adequação pedagógica:** A granularidade por competência permite alinhar as recomendações ao desenvolvimento das competências do sujeito complexo, como Autonomia, Criatividade e Resiliência.
- ❑ **Rastreamento interpretável:** A incorporação de gráficos de atenção e gráficos radar oferece suporte visual tanto para análises individuais quanto coletivas, facilitando a atuação de professores e pesquisadores na avaliação das competências.
- ❑ **Pipeline completo e automatizado:** O código conecta-se diretamente aos dados extraídos do Moodle, possibilitando simulações e aplicações em contextos educacionais reais, sem necessidade de pré-processamentos manuais complexos.

- ❑ **Personalização da recomendação:** A partir dos *scores* consolidados por competência, é possível gerar recomendações mais específicas e direcionadas, com base nas lacunas identificadas em cada estudante.
- ❑ **Reprodutibilidade e expansibilidade:** O modelo pode ser facilmente adaptado para outros cursos, conjuntos de competências ou plataformas educacionais, desde que se mantenha a estrutura de entrada baseada na matriz Q e nos arquivos CSV organizados por módulo.

A adequação do DKVMN apresenta vantagens substanciais frente ao código original, tanto em termos computacionais quanto pedagógicos. O modelo agora é capaz de rastrear, visualizar e recomendar atividades com base no desenvolvimento de competências do sujeito complexo. Ao combinar a robustez da arquitetura DKVMN com dados reais e uma camada interpretativa acessível ao educador, essa solução representa um avanço metodológico relevante para sistemas inteligentes de recomendação no Moodle.

Experimentos e Análise dos Resultados

Este capítulo apresenta experimentos realizados com educadores para refinar a rotulação inicial das atividades do Moodle proposta em (OLIVEIRA; FERNANDES; MAIS-SIAT, 2022), assim como a utilização destas atividades rotuladas conforme a teoria do pensamento complexo e as habilidades do sujeito complexo, aplicando-as a estudantes do curso de Licenciatura de Computação do IFTM pela Universidade Aberta do Brasil (UAB). Os experimentos avaliaram tanto fatores inerentes a experiência docente para identificar competências vinculadas às atividades do Moodle, quanto o engajamento, desempenho e autoidentificação dos estudantes em relação às competências do sujeito complexo no contexto da aprendizagem online. Ademais, considerou-se a eficácia em recomendar tais atividades para o desenvolvimento de um sistema de recomendação à luz da teoria do pensamento Complexo.

Apresentaremos primeiramente os resultados oriundos da metodologia citada no Capítulo 3, a saber: rotulação Inicial de atividades do Moodle (5.1), indicadores que validaram a Rotulação Final (Tabela 11) e por fim, os resultados pertinentes à recomendação das atividades conforme modelo do estudante (Seções 5.4 e 5.5).

Por envolver pesquisa com seres humanos, o experimento deste trabalho foi submetido à apreciação do Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da Universidade Federal de Uberlândia, sob o Certificado de Apresentação de Ética (CAAE) nº 46614121.4.3004.5154, tendo sido aprovado pelo parecer nº 5.824.601, de 18/12/2022. Os experimentos foram conduzidos na plataforma Moodle do Instituto Federal do Triângulo Mineiro (IFTM), por meio do Sistema Universidade Aberta do Brasil (UAB). As recomendações de atividades pedagógicas foram aplicadas em três disciplinas¹ — Estrutura de Dados, Programação Orientada a Objetos e Noções de Inteligência Artificial — do curso de Licenciatura em Computação na modalidade a distância, nos períodos 2023/2, 2024/1 e 2025/1, à medida que a tese e o recomendador foram desenvolvidos.

¹ Aplicado para a mesma turma em períodos diferentes

5.1 Rotulação Inicial de atividades Moodle

Esta Seção apresenta a rotulação das atividades disponíveis na versão do Moodle adotada pelo IFTM. A atribuição de rótulos seguiu a metodologia descrita na Seção 3.2, exceto para a atividade **Glossário**, cuja rotulação foi detalhada anteriormente como exemplo da metodologia aplicada.

Iniciando com a atividade **Base de Dados**, utilizada para criar, manter e pesquisar uma coleção de itens (ou seja, registros), considerando a perspectiva de cada estudante. Com base nesta definição, destaca-se o verbo **criar** que em congruência com o objetivo educacional da atividade, direciona a rotulá-la com a competência **criatividade** como rótulo principal. Ainda considerando os objetivos educacionais, esta atividade possui configuração para permitir comentários, de forma que é possível a avaliação por pares. Neste sentido, considerou-se como rótulo secundário a competência **cooperação**, que conforme definição destaca que o estudante se perceba fazendo parte de um todo com a participação de outras pessoas na atividade.

A atividade **Chat** pode prover comunicação assíncrona e, com o monitoramento desta ferramenta, é possível avaliar a disponibilidade do estudante. Tal objetivo pode ser referenciado à competência **flexibilidade** como rótulo principal, ao se considerar a ação pedagógica adotada por (MAISSIAT, 2013) na Tabela 5 para esta competência do sujeito complexo.

A atividade **Escolha** possui como um dos objetivos educacionais a possibilidade de realizar uma enquete ou pesquisa para estimular a reflexão sobre um tópico, podendo reforçar a compreensão do estudante sobre determinada situação ou assunto, auxiliando na tomada de decisão sobre o andamento do curso, por exemplo. Considerando este objetivo, é possível compreender como o estudante entende seu ato de aprender, utilizando a definição de **metacognição** da Tabela 5, aplica-se esta competência como rótulo principal para a atividade.

A atividade **Fórum**, assim como o Chat, recorre à comunicação assíncrona e, portanto, demonstra a **Flexibilidade** do estudante no AVEA, sendo assim, considerou-se essa competência como seu rótulo principal. As atividades de Fórum também são comumente usadas como atividades complementares e, se considerar esta finalidade, caso o estudante a realize como uma atividade extra, esta também poderá ser rotulada com a competência **autonomia** como rótulo secundário. Assim como a atividade Glossário, o Fórum permite configuração para propiciar avaliação por pares, e, portanto, pode-se conferir a esta atividade o rótulo de **cooperação** também como rótulo secundário.

Assim como outras atividades que permitem a coleta de conteúdos pelos estudantes, o **Laboratório de avaliação** pode evidenciar a **criatividade**, pois admite a inserção de materiais digitais variados — textos, planilhas, imagens, apresentações e vídeos. Além disso, a avaliação por pares incorporada à ferramenta mobiliza a competência de **coope-**

ração.

Para a atividade **Lição**, é importante destacar seu objetivo educacional para justificar seu rótulo principal. Uma lição apresenta o conteúdo de um modo interessante e flexível, consistindo por um certo número de páginas. Cada página, normalmente, termina com uma questão e uma série de possíveis respostas. Dependendo da resposta escolhida pelo estudante, ou ele passa para a próxima página ou é levado de volta para uma página anterior. Assumindo que o estudante persista na atividade até sua conclusão, é possível considerar que ele reagiu positivamente aos erros que o fizeram retornar à página anterior da atividade. Considerando a situação supra apresentada, utilizou-se o rótulo **resiliência** ao considerar a definição desta competência de acordo com (MORIN; PAKMAN et al., 1994). A **flexibilidade** está diretamente ligada ao agir; ela acaba sendo sequência da **resiliência**, pois no momento que se pensa em outras formas de atuar diante de uma situação, considera-se ser flexível nos pensamentos que, por consequência influenciará a ação (MAISSIAT, 2013). Sendo assim, **flexibilidade** foi atribuído como rótulo secundário para atividade.

Tanto a metacognição quanto a resiliência podem ser estimuladas através da formação continuada, pois desde o momento em que o estudante reflete sobre seus atos, estes conceitos estão presentes (MAISSIAT, 2013). Como citado anteriormente, existem competências que podem ser avaliadas através atuação do estudante no AVEA e, ao se considerar a ação pedagógica para a competência **metacognição**, vê-se que avaliar as escolhas do estudante ao longo da formação, pode ressaltar esta competência para o estudante. Sendo assim, utilizou-se o rótulo de metacognição em atividades que levam o estudante a refletir sobre seu aprendizado, assim como a atividade **WIKI**, que pode ser utilizada para agrupar anotações ou guias de estudo ou como uma revista pessoal para notas de exame ou revisão (usando um wiki individual) refletindo sobre suas experiências de aprendizagem no AVEA.

É importante reforçar que, por se tratar de análise qualitativa, existindo um teor subjetivo na avaliação, essa rotulação inicial carece de validação. Portanto, apresentamos na Seção a seguir (Seção 5.2) uma análise da rotulação, após educadores (especialistas) terem realizado o mesmo processo citado na Seção 4.3.

5.2 Análise de rotulação das atividades

Esta Seção integra duas perspectivas complementares para avaliar a rotulação das atividades do Moodle: (a) a intenção pedagógica expressa pelos *experts* (viés do especialista definido anteriormente a conclusão do algoritmo COMPASS) e (b) a evidência comportamental extraída dos dados de uso dos estudantes por meio de consultas SQL e vetores de atenção (viés do perfil do estudante). Para evitar vieses de recomendação, a análise empírica do comportamento discente utiliza, prioritariamente, os dados do **Módulo 1**

como linha de base (todos os alunos tiveram acesso às mesmas sete atividades), o que oferece um cenário homogêneo para validação dos indicadores por competência.

5.2.1 Viés do especialista: intenção pedagógica e consistência interna

Como dito na Seção 3.3, a rotulação proposta em (OLIVEIRA; FERNANDES; MAIS-SIAT, 2022), possuía base apenas nas definições do sujeito complexo, descrições das atividades do Moodle e o trabalho de Maissiat (2013).

Por conter um alto fator de subjetividade, fez-se necessário estender e aprimorar o processo de rotulação, considerando análise de 30 educadores (especialistas) cuja experiência com o Moodle varia de 2 a 15 anos. Mais de 50% trabalham em Educação a Distância há mais de nove anos. Suas áreas de especialização permeiam os níveis técnico, superior e de pós-graduação, mas a maioria trabalha no nível superior, principalmente na área de ciências exatas (60%). Pelo menos 1/3 desses profissionais ministrou quase todas as aulas de um determinado curso, desde o primeiro até o último período. Essa diversidade reflete a complexidade e o escopo da Educação a Distância e demonstrou a qualidade dos especialistas em descrever a relação entre as atividades do Moodle e o sujeito complexo.

Através da análise estatística e agrupamento de dados da Figura 9(b), padrões ou tendências emergiram dos dados, bem como a associação das competências do pensamento complexo com diferentes atividades do Moodle, resultando na rotulação que pode ser considerada confiável. Esta Seção apresenta resultados da análise de dados utilizados preliminarmente para justificar a rotulação final. Nas respostas obtidas, os dados mostraram que vinte e dois educadores (73,33 %) definiram a rotulação Final, sendo que para esta, houve uma correspondência igual ou superior a 62,5% em relação à rotulação inicial, conforme ilustrado na Tabela 9.

Tabela 9 – Rótulos compatíveis considerando a Rotulação Inicial - Fonte: o autor

Taxa de Correspondência	100%	87,50%	75%	62,50%	50%	37,50%
Num Educadores	3	5	7	7	7	1

Visando entender o percentual de acertos (Rotulação dos Especialistas x Rotulação Inicial) mencionados anteriormente, os educadores foram ordenados por anos de experiência no Moodle (da esquerda para a direita), e o número de turmas do educador (linha laranja) sobrepondo-se à porcentagem de taxa de correspondência (Figura 14²). Há uma oscilação (linha laranja) congruente entre a taxa de correspondência da rotulação, diretamente proporcional ao número de turmas que o professor ministrou aula (na maioria

² Faltaram sete educadores, que não forneceram informações completas sobre a experiência e o número de turmas

dos casos). Consequentemente, isso levou a crer que a experiência com inúmeras turmas aprimorou a compreensão da rotulação e o perfil do estudante. Portanto, educadores mais experientes poderiam fazer melhor uso das atividades do Moodle, resultando em uma compreensão aprimorada e eficácia no processo de rotulação.

Identificada a congruência entre a rotulação dos especialistas e a rotulação inicial, na Figura 15 ilustramos os valores discrepantes (símbolo “o” de *outlier*), o número de rótulos que os especialistas atribuíram a cada atividade e, com um intervalo de um a sete, identificamos uma mediana variando de dois e quatro rótulos considerados para cada atividade. Esses dados são padrões passíveis de identificar com a análise do Boxplot (KHAN, 2021). Essas informações determinaram a consistência do número final de rótulos utilizados, o tratamento dos valores discrepantes e o rearranjo dos dados. Entre os trinta educadores, a porcentagem de dados discrepantes variou de 6.67% (Escolha) a 26.7% (Glossário), representando o menor e o maior número de valores discrepantes, respectivamente.

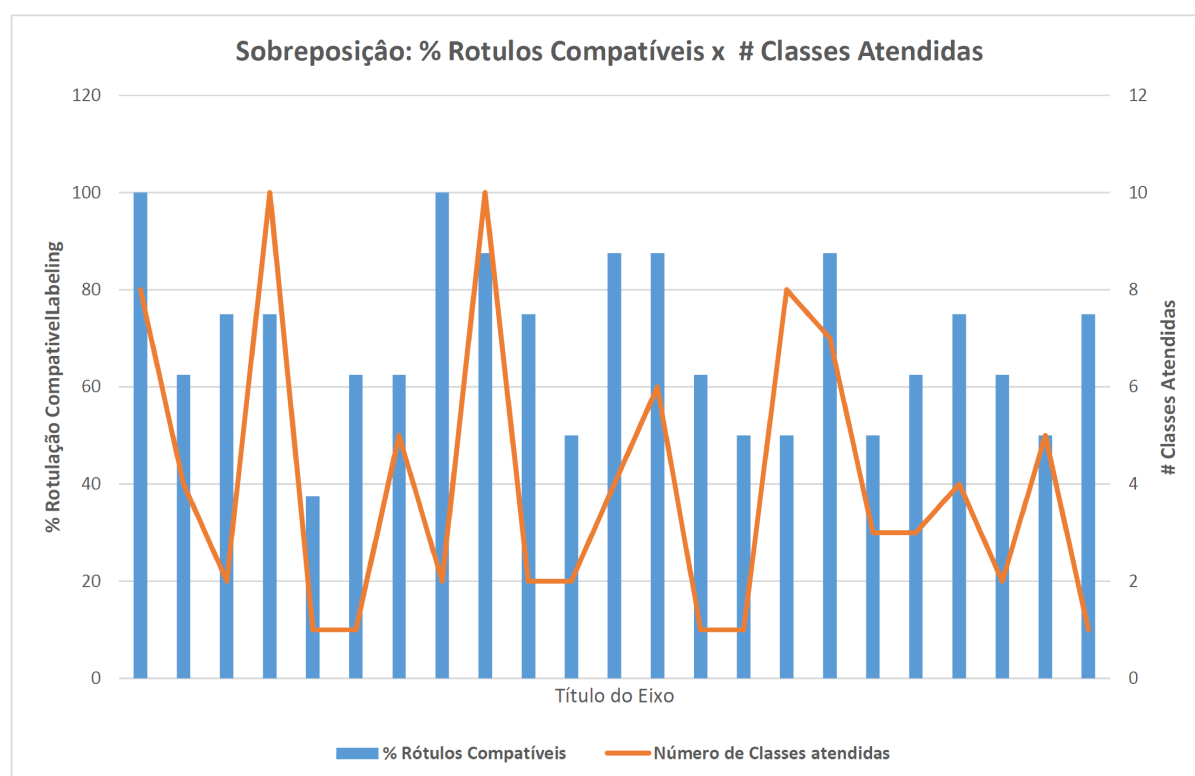


Figura 14 – Número de Classes Atendidas x % Rotulação Compatível - Fonte: o autor

Embora o número de competências a se atribuir para uma atividade não fosse restrito, rotulá-las com todas as competências não seria sensato por deixar a entender que é uma atividade completa para avaliar o sujeito complexo. Da mesma forma, foram identificados educadores que não atribuíram nenhum rótulo a uma das atividades (Figura 15 - Atividade Glossário).

Visando refinar os dados para encontrar a rotulação final, foi realizada algumas rodadas de agrupamentos de dados. Os resultados da primeira rodada agrupando a rotulação

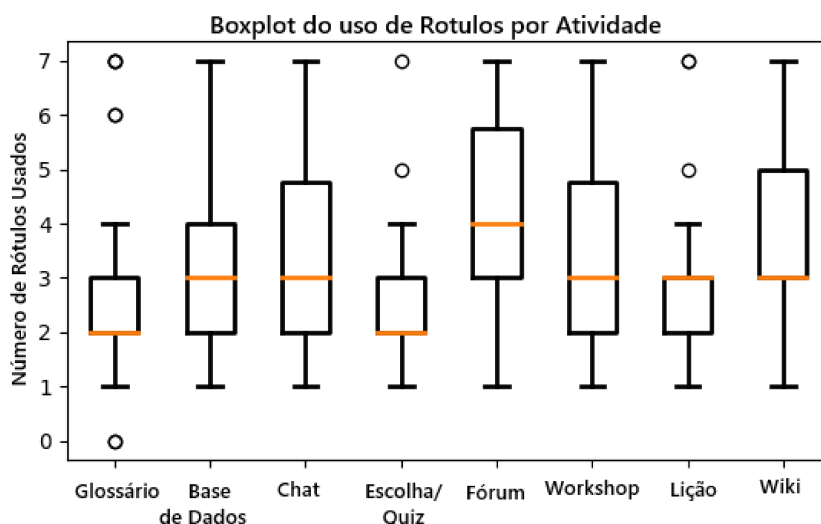
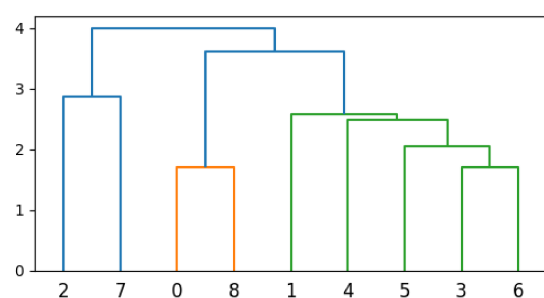
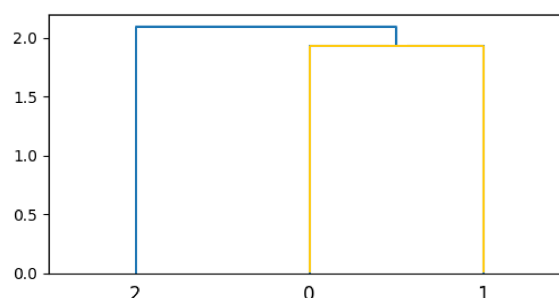


Figura 15 – Boxplot: Número de Rótulos Utilizados / atividade - Fonte: o Autor

realizada pelos especialistas (atividade de Glossário como exemplo) apresentaram nove clusters distintos. No entanto, havia três grupos principais com alguma semelhança (azul, laranja e verde) conforme o dendrograma (Figura 16(a)). Portanto, a execução de outra rodada de clusterização sem valores discrepantes aumentou a precisão do agrupamento, como na Figura 16(b). Vale ressaltar que, após o refinamento dos dados, o cluster 2 (Figura 16(b)) foi composto por rótulos de mais de 50% dos educadores, dos quais três desses rótulos foram os mais utilizados.



(a) Dendrograma - Primeiro agrupamento de Dados



(b) Dendrograma descartando os *Outliers*

Figura 16 – Dendrograma: Agrupamento dos rótulos da atividade Glossário - Fonte: o autor

Refinar os dados aplicando agrupamento na atividade de Glossário foi uma motivação para identificar quantas competências são viáveis de atribuir a cada atividade. Para isso, de acordo com algumas estatísticas sobre as competências utilizadas em cada atividade (como visto na Tabela 10 (a)), foi possível identificar os rótulos mais (cinza-escuro) e menos (cinza-claro) utilizados. Esperava-se que os rótulos mais utilizados aparecessem

na Rotulação Final e aqueles com menos, não. Outro indicador esperado ao avaliar a Rotulagem Final era uma correlação entre os rótulos mais utilizados (Tabela 10 (b)). No contexto da rotulagem das atividades do Moodle, a tabela de correlação calculou a distância de Hamming entre a Rotulagem Inicial e Final, o que permitiu estabelecer a correspondência entre os rótulos atribuídos pelos educadores.

Após refinar os agrupamentos de dados, analisar as estatísticas básicas referente aos rótulos usados e as correlações significativas entre os rótulos para cada atividade, apresentamos na Tabela 11 tanto a rotulação inicial definida em (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022), em comparação à Rotulação Final. A última linha mostra a taxa de correspondência entre essas duas rotulações definida pela Equação 2 na Seção 3.3. A Transdisciplinaridade foi a única competência não utilizada na Rotulação Inicial (vazio na coluna "Inicial"). Por outro lado, a Rotulação Final utilizou de todas as competências em pelo menos uma atividade. Portanto, essas atividades, se aplicadas em conjunto, podem auxiliar na definição de perfis de estudantes enquanto sujeitos complexos.

Tabela 10 – Estatísticas sobre as Atividades: (a) Rótulos Utilizados (b) Rótulos Correlacionados - Fonte: o autor

Atividades	Rótulos						
	Resiliência	Autonomia	Cooperação	Metacognição	Transdiscipl.	Flexibilidade	Criatividade
Glossário	30,00%	43,33%	63,33%	46,67%	26,67%	33,33%	36,67%
Base de dados	26,67%	70,00%	56,67%	53,33%	50,00%	36,67%	56,67%
Chat	46,67%	50,00%	80,00%	43,33%	40,00%	50,00%	33,33%
Escolha	43,33%	56,67%	16,67%	53,33%	33,33%	26,67%	33,33%
Fórum	46,67%	63,33%	90,00%	53,33%	66,67%	53,33%	50,00%
Workshop	56,67%	70,00%	53,33%	63,33%	36,67%	40,00%	50,00%
Lição	70,00%	56,67%	13,33%	43,33%	26,67%	40,00%	33,33%
Wiki	43,33%	63,33%	86,67%	30,00%	56,67%	40,00%	66,67%

(a)

Atividade	Rotulos com Correlação Significante		%
Glossário	Autonomia	Metacognição	44,70%
Base de Dados	Autonomia	Criatividade	43,30%
Chat	Cooperação	Flexibilidade	43,30%
Escolha	Autonomia	Metacognição	33,30%
Fórum	Cooperação	Transdisciplinaridade	63,30%
Workshop	Autonomia	Metacognição	53,30%
Lição	Autonomia	Resiliência	40,00%
Wiki	Autonomia	Cooperação	56,70%

(b)

Tabela 11 – Rotulação Inicial x Final - Fonte: o autor

Atividades	Glossário		Base de Dados		Chat		Escolha		Fórum		Workshop		Lição		Wiki	
	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final	Inicial	Final
Habilidades/Rótulos																
Resiliência													X	X		
Autonomia		X		X				X	X	X	X			X		X
Cooperação	X	X	X			X			X	X	X	X				X
Metacognição		X		X			X	X							X	
Transdisciplinaridade						X				X						X
Flexibilidade					X	X			X				X	X		
Criatividade	X		X	X				X			X					
% Equivalência		41,50%		41,50%		66,50%		66,50%		66,60%		50,00%		83,30%		0,00%

Considerando a comparação entre rotulação inicial x final, Wiki foi a única atividade que não apresentou qualquer rótulo equivalente. Como não é uma atividade intuitiva, sua usabilidade não é tão evidente para os estudantes. Além disso, na consulta ao banco de dados do Moodle³ para as atividades utilizadas, Wiki não estava listada. As atividades mais utilizadas pelos estudantes nesta instituição³ foram Tarefa (1988 vezes), Questionário (1850 vezes) e Fórum (730 vezes). Esta última apresentou alta correspondência entre

³ Dados obtidos (Atividades utilizadas: Fórum, HVP, Jogo, Glossário, Diário, Questionário, Tarefa e Lição) da consulta ao banco de dados do Moodle que esses professores utilizam.

a Rotulação Inicial e Final (Taxa de Correspondência de 66,6%, como visto na tabela 11), talvez, devido ao seu uso expressivo na instituição.

Outros três aspectos apoiaram a validação da Rotulação Final (Tabela 11) para trazer confiabilidade ao resultado deste processo de rotulação. Primeiro, o rótulo mais citado por cada atividade (Tabela 10(a)) (aquele com uma porcentagem mais alta) estava na Rotulação Final. O oposto também é verdadeiro, os rótulos com o menor percentual de uso não apareceram nesta rotulação.

Em segundo lugar, na Tabela correlação entre rótulos (Tabela 10(b)), quase todas atividades apresentaram rótulos correlacionados que constaram na rotulação Final, com exceção dos rótulos Autonomia e Metacognição para a atividade Workshop. Se observarmos a atividade Workshop na Tabela 11, o rótulo Metacognição não apareceu na Rotulação Final, pois a maioria das rotulações que usaram essa correlação estavam nos outliers. Porém, a segunda maior correlação (33,3%) apresentada para esta atividade foi entre Autonomia e Cooperação que, apesar de não constar na tabela de correlação, apareceu na rotulação final para a atividade Workshop. Quanto às outras atividades, todos esses rótulos envolvidos com esses índices de correlação (Tabela 10(b)) apareceram na Rotulação Final.

Em terceiro lugar, o percentual de equivalência entre a rotulação inicial e a rotulação final nos permite inferir que o método de rotulação (Seção 3.2) definido inicialmente, mesmo sendo de forma subjetiva, forneceu boa orientação para que os especialistas definissem sua própria rotulação. Na Tabela 11 é possível identificar nos percentuais de equivalência de rotulação para cada atividade, que mais da metade das atividades tiveram rotulação equivalente a 50% ou mais entre os rótulos. Também é possível identificar que todos os rótulos/competências foram utilizados pelo menos uma vez pelas atividades e, portanto, o conjunto das atividades nos permite avaliar o estudante enquanto sujeito complexo.

A rotulação conduzida com 30 especialistas, detalhada nesta Seção, estabeleceu o *ground truth* pedagógico: para cada atividade, quais competências do sujeito complexo tendem a ser mobilizadas e como elas se relacionam conceitualmente (incluindo correlações esperadas entre competências). Essa visão incorpora diversidade de experiência docente e contextos da EaD, gerando uma referência com boa estabilidade interna (vide análise de outliers, medianas por atividade e agrupamentos hierárquicos, já apresentados nesta Subseção). Em síntese, os especialistas forneceram *rótulos-alvo* e hipóteses de coocorrência entre competências a serem confirmadas (ou refutadas) por dados de uso reais.

Os resultados desta subseção consolidam a premissa operacional de **H2**: ao validar a rotulação final das atividades, estabelecemos uma Q-Matrix atividade×competência suficientemente consistente para servir como “gramática pedagógica” do recomendador. Em termos práticos, essa rotulação permite que as recomendações não sejam genéricas

(por tipo de recurso), mas orientadas por *lacunas de competência*: a seleção de atividades passa a ser guiada pelo mapeamento explícito entre o que a atividade mobiliza e o que o estudante precisa desenvolver, sustentando a personalização proposta pela tese. Portanto, nos resta validar o modelo do estudante e aplicar as atividades rotuladas para verificar se, com a teoria do pensamento complexo, podemos trazer melhorias de ensino ao discente no ambiente de EaD.

5.2.2 Viés do perfil do estudante: validação empírica via consultas SQL

Nesta subseção, cruzamos a rotulação dos especialistas com **evidências comportamentais** obtidas das consultas SQL (scores por competência) e suas **correlações** por atividade. O objetivo é (i) *validar* competências *núcleo* quando dados e intenção convergem; (ii) *diagnosticar* lacunas quando dados e intenção divergem; e (iii) *refinar* instrumentos quando correlações extremas sugerem redundância de medida. Os resultados a seguir resumem achados principais por atividade.⁴

Correlação Pearson - Atividade Glossário			
Competência	1	2	3
1	1		
2	0.942399	1	
3	0.152953	0.306305	1

Tabela 12 – Correlação Pearson: Glossário

Correlação Pearson - Atividade Base de Dados			
Competência	1	3	6
1	1		
3	-0.02603	1	
6	0.951734	-0.00769	1

Tabela 13 – Correlação Pearson: Base de Dados

Correlação Pearson - Atividade Chat			
Competência	2	4	5
2	1		
4	0.868041	1	
5	0.717272	0.513724	1

Tabela 14 – Correlação Pearson: Chat

Correlação Pearson - Ativ. Escolha/Quiz			
Competência	1	3	6
1	1		
3	0.858595	1	
6	0.710777	0.910313	1

Tabela 15 – Correlação Pearson: Escolha/-Quiz

Correlação Pearson - Atividade Fórum			
Competência	1	2	4
1	1		
2	1	1	
4	0.760661	0.760661	1

Tabela 16 – Correlação Pearson: Fórum

Correlação Pearson - Atividade Lição			
Competência	0	1	5
0	1		
1	0.940175	1	
5	0.940175	1	1

Tabela 17 – Correlação Pearson: Lição

⁴ Para detalhes numéricos e matrizes completas, ver material de apoio do Módulo 1.

Correlação Pearson - Atividade Wiki			
Competência	1	2	4
1	1		
2	0.990672	1	
4	#DIV/0!	#DIV/0!	1

Tabela 18 – Correlação Pearson: Wiki

Glossário

Há um **núcleo C1–C2** (Autonomia–Cooperação) fortemente acoplado nos dados ($r=0,942$), enquanto C3 (Metacognição) aparece como periférica ($r(C1,C3) = 0,153$, $r(C2,C3) = 0,306$). Há uma convergência nítida pois, especialistas já apontavam C1/C2 como centrais. O fator de divergência está em C3, pois é considerada relevante pelos especialistas, mas pouco se manifesta nos traços comportamentais; neste sentido, levanta-se a hipótese em que o *design* da atividade não induz ações metacognitivas explícitas, ou a consulta SQL de C3 carece de sensibilidade. Recomenda-se explicitar critérios avaliativos ligados à C3 (p.,ex., comentários críticos, revisões de verbetes) e revisar a consulta de C3.

Base de Dados

Emerge um **eixo Autonomia–Criatividade** quase indivisível ($r(C1,C6) = 0,952$), validando e até ampliando a visão dos especialistas; já Metacognição (C3) apresenta correlação praticamente nula com C1 e C6 ($r \approx 0$). Considerando estes indicadores, pode-se interpretar que a tarefa promove *autonomia criativa*, porém a reflexão metacognitiva não é acionada pelo *workflow* típico ou não está adequadamente capturada na medida. Sugere-se tornar a autoavaliação e o planejamento (C3) parte do enunciado e rubricar ações metacognitivas, além de manter C1/C6 como bloco validado.

Chat

A Cooperação (C2) emerge como eixo central e articula-se, de modo pragmático, à Transdisciplinaridade (C4; $r=0,868$) e à Flexibilidade (C5; $r=0,717$); observa-se também correlação entre C4 e C5 ($r=0,514$). Esses achados reforçam a intenção pedagógica da atividade: o chat favorece a resolução colaborativa de problemas em contextos transdisciplinares e dinâmicos. Recomenda-se priorizar consultas que captem interações recíprocas, negociação e ajustes de estratégia (p. ex., *threading*, menções e tempo de resposta).

Escolha/Quiz

Confirma-se um **núcleo Autonomia–Metacognição** ($r=0,859$) e aparece um resultado bem significativo onde **Criatividade** (C6) está fortemente integrada ($r(C3,C6) = 0,910$; $r(C1,C6) = 0,711$). Pautado nestas métricas, sugere-se que a “criatividade” operacionalizada nas consultas reflete *estratégia de resolução* (p.,ex., manejo de tentativas, padrões de estudo, exploração de itens), e não criatividade de produto; isso é coerente com metacognição e autonomia em avaliações formativas. Neste sentido, mantém-se C1/C3 validadas e pode-se explicitar que C6 aqui mede *criatividade estratégica*.

Fórum.

Existe correlação perfeita ($r=1,0$) entre Autonomia (C1) e Cooperação (C2), e forte associação de ambas com Transdisciplinaridade (C4) ($r=0,761$). A parte C2–C4 valida a intenção pedagógica; porém, $r=1,0$ entre C1 e C2 indica **redundância de instrumento**. Avaliando estes indicadores identificamos uma **sobreposição** $C1 \leftrightarrow C2$, na qual a Consulta 2 sobre *Autonomia* foca em respostas entre pares e, na prática, comporta-se como cooperação, enquanto na consulta 1 sobre *Autonomia* e as consultas de cooperação partilham o mesmo instrumento (contagem normalizada), alterando apenas o escopo (fórum vs. discussão). Identificada esta falha, tem-se como ação prioritária *diferenciar* C1 e C2 na coleta (e na modelagem do traço). Propõe-se **redefinir Autonomia** na atividade Fórum para captar *iniciativa* (p.ex., *threads* iniciadas pelo aluno, *timing* de abertura sem prompt, originalidade do enunciado) e **redefinir Cooperação** para captar *reciprocidade/negociação* (p.,ex., respostas a colegas, diversidade de interlocutores, tempo-resposta, profundidade de encadeamento). Essa separação operacional elimina a redundância entre instrumentos e alinha as métricas aos constructos de Morin.

Lição.

Padrão análogo ao Fórum: Resiliência (C0) e Autonomia (C1) exibem correlação muito forte ($r=0,940$) e **Autonomia–Flexibilidade** apresentam correlação perfeita ($r=1,0$). Esse resultado indica **fusão de medidas** porque ambas as consultas se apoiam, de fato, no *instrumento similar* de avaliação — *contagens normalizadas* do percurso (p.,ex., páginas visitadas e, em Flexibilidade, ramificações acumuladas), o que capta sobretudo **volume de navegação**. Em outras palavras, quanto mais o aluno navega, mais páginas e *branches* (pontos de decisão) se acumulam, produzindo $r \approx 1,0$. Para mitigar a **redundância de instrumento** e alinhar os constructos ao referencial de Morin, refinamos as definições: C0 = retornos após erro; C1 = **progresso intencional acima do mínimo** (excesso sobre o caminho mínimo, com eficiência temporal e baixa revisita redundante); C5 = **diversidade de caminhos** (*branches*) efetivamente **escolhidos**, mensurada por

entropia/diversidade de transições e mudanças de rota, e não por contagem bruta de páginas. Esse redesenho separa comportamento de **iniciativa/eficiência** (C1) de **adaptação/variação estratégica** (C5), eliminando a colinearidade residual e tornando os índices mais interpretáveis.

Wiki.

As associações com valores " r " próximo de 1(um) entre Autonomia (C1) e Cooperação (C2) ($r=0,991$) reforçam a natureza coautoral da ferramenta; entretanto, o $\#DIV/0!$ observado em Transdisciplinaridade (C4) indicava variância nula do instrumento. Após a correção, a medida de Transdisciplinaridade passa a captar efetivamente *integração de domínios e costura de referências*: (i) entropia normalizada das categorias do glossário citadas nas páginas de Wiki (amplitude interdisciplinar), (ii) diversidade de fontes externas (domínios distintos referenciados) e (iii) diversidade de referências internas a módulos do Moodle (p.,ex., **forum**, **quiz**, **lesson**). As componentes são normalizadas de forma robusta (p.,ex., via *percent rank* e $\ln(k)$) para evitar divisões por máximos e colapsos numéricos, eliminando a variância zero e alinhando C4 ao constructo de Morin ao evidenciar a articulação entre saberes, contextos e mídias.

5.3 Validação do Modelo do Estudante: Baseline e Refinamento

Esta seção integra e compara duas perspectivas de validação do modelo do estudante, em continuidade à etapa anterior de verificação da *rotulação das atividades* (viés do especialista) e à análise do *viés do estudante* pautada nos sinais comportamentais extraídos por consultas SQL. Nosso objetivo é (i) estabelecer um *baseline* (pré-SQL) de concordância entre a autoavaliação e a avaliação inicial — mantendo o desenho original, no qual a nota da atividade é igualmente distribuída entre as competências rotuladas e agregada por médias — e (ii) apresentar um *refinamento* (pós-SQL) que diagnostica e ajusta a contribuição de cada atividade/consulta para os escores de competência. Assim, preservamos a comparabilidade com o desenho inicial e, ao mesmo tempo, mostramos como sinais operacionais (p. ex., progressão em lições, interações em fórum/chat, uso de glossário/wiki) podem melhorar a validade de construto à luz de Morin.

Concretamente, a subseção 5.3.1 utiliza a *Distância Ponderada de Jaccard* para quantificar a similaridade entre vetores de competências obtidos via autoavaliação e via avaliação inicial. Optamos por Jaccard ponderada — em vez do cosseno por exemplo — por três razões práticas e interpretativas: (i) os vetores de competências são *esparços* e representam “graus” de domínio; a Jaccard ponderada mede o quanto do que cada perfil *de fato* coincide, penalizando aquilo que aparece só de um lado; (ii) sua leitura é

direta como “parte compartilhada sobre o total observado”, mais transparente para leitores não técnicos; (iii) a correlação por cosseno pode sugerir alta similaridade apenas por alinhamento direcional, mesmo quando a sobreposição real de competências relevantes é pequena. Nesse cenário, a Jaccard ponderada reflete melhor a coincidência efetiva entre perfis e reduz falsos alinhamentos.

Em seguida, a subseção 5.3.2 estima, para cada competência, a contribuição relativa das atividades/consultas por meio de coeficientes β padronizados (Ridge) e da correlação *leave-one-out* (LOO), sinalizando colunas sem variância (constantes) e propondo correções específicas (por exemplo, em Transdisciplinaridade com métricas de entropia/diversidade no Wiki). Note-se que *Resiliência (C0)* não é discutida no refinamento, pois aparece apenas na atividade *lição* com uma única consulta SQL, não havendo decomposição por múltiplos componentes.

5.3.1 Baseline (Pré-SQL): comparação com autoavaliação

Para corroborar a metodologia que visou identificar o modelo inicial do estudante, um formulário de autoavaliação foi aplicado aos estudantes matriculados na disciplina. O formulário é composto de questões objetivas relacionadas a cada competência. Cada questão apresenta tanto uma perspectiva afirmando como o estudante reagiria a uma situação que destacasse uma determinada competência, quanto questões de perspectiva oposta, cuja resposta utiliza escala Likert de cinco pontos (de fraca a muito forte) (MAISSIAT, 2013). Inicialmente 42 estudantes estavam matriculados na disciplina de Estrutura de Dados, porém, apenas 20 deles responderam ao formulário. Apesar de um percentual significativo de não respondentes, 39 estudantes concluíram a disciplina e apenas 3 desistiram, conforme ilustrado na Figura 17.

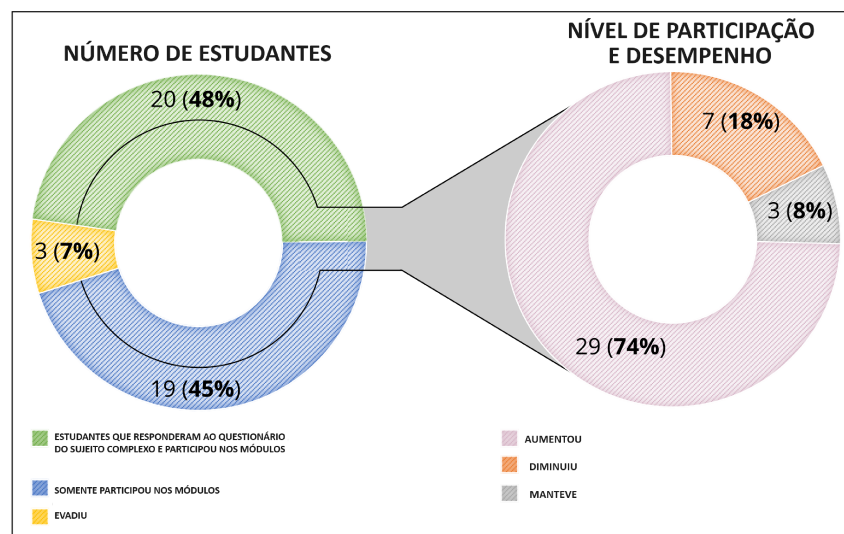


Figura 17 – Comparação entre o número de estudantes e o nível geral de participação e desempenho. Fonte: O autor

O resultado do formulário apresentou percentuais relativos às competências e, para comparar a autoavaliação do estudante com o resultado da avaliação inicial abordamos o uso da Distância Ponderada de Jaccard, motivada pela importância de avaliar a similaridade entre vetores. Se $v_1=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ e $v_2=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ são dois vetores com $x_i, y_i \geq 0$ reais, então o coeficiente de similaridade Jaccard (eq. 10) deles é definido por:

$$J_W(V_1, V_2) = \frac{\sum_i \min(x_i, y_i)}{\sum_i \max(x_i, y_i)}, \quad (10)$$

A Distância Ponderada de Jaccard, sendo uma métrica que mede a dissimilaridade entre dois vetores V_1 (autoavaliação) e V_2 (avaliação inicial), é calculada conforme a equação 11

$$D_{WJ}(V_1, V_2) = 1 - \frac{\sum_i \min(x_i, y_i)}{\sum_i \max(x_i, y_i)}, \quad (11)$$

Aplicando a equação 11, quanto mais próximo de 1 forem os valores, mais divergente serão os vetores, ou seja, maior será a diferença entre a autoavaliação e a avaliação inicial.

Os resultados da Tabela 19 mostram que 65% dos estudantes obtiveram uma pontuação de até 0.32 na Distância Ponderada de Jaccard, apontando para uma similaridade significativa entre a autoavaliação e a avaliação inicial, indicando, portanto, que as recomendações para estes estudantes, estarão alinhadas às percepções dos deles sobre suas competências.

Tabela 19 – Distância Ponderada de Jaccard / Estudante

Id Students	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Distance	0.55	0.22	0.28	0.35	0.31	0.32	0.27	0.75	0.24	0.44
Id Students	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Distance	0.44	0.28	0.21	0.25	0.25	0.26	0.42	0.59	0.13	0.39

Tomando como exemplo o estudante representado pelo id 8 da Tabela 19, com os valores fornecidos para a Autoavaliação (V_1)= [100%, 60%, 90%, 80%, 80%, 40%, 40%] e a avaliação inicial (V_2)= [0%, 0%, 33%, 0%, 50%, 50%, 0%], realizamos o cálculo da Distância Ponderada de Jaccard (D_{WJ}) conforme definido na Equação 11:

1. Soma dos mínimos: $0\% + 0\% + 33\% + 0\% + 50\% + 40\% + 0\% = 123\%$
2. soma dos máximos: $100\% + 60\% + 90\% + 80\% + 80\% + 50\% + 40\% = 500\%$
3. Distância de jaccard ponderada: $D_{WJ} = 1 - (123/500) = 1 - 0,246 = 0,754$
4. Interpretação: A distância de Jaccard calculada é 0,754. Isso indica que os vetores V_1 e V_2 são bastante diferentes

Embora a autoavaliação apareça aqui como referência externa de validação, o baseline estabelece um ponto de partida para **H1**: ele mostra o quanto uma representação inicial

do estudante, construída a partir de evidências disponíveis no AVEA (desempenho/participação distribuídos por competências rotuladas), já pode se alinhar às percepções do próprio estudante. Assim, a autoavaliação é usada como *critério de comparação*, e não como requisito do método, preparando o terreno para avaliar se os sinais comportamentais via SQL aumentam a validade do modelo.

Em um esforço para compreender a relação entre modelo inicial e a autoavaliação, realizamos comparações entre os percentuais de cada competência. O gráfico de barras exibe barras laranjas representando a avaliação inicial e barras azuis representando a autoavaliação. Cada par de barras (laranja e azul) corresponde às avaliações para estudantes individuais (de A1 a A20, da esquerda para a direita). Se apenas uma barra estiver presente, isso indica que o estudante não completou a autoavaliação ou não obteve notas em atividades para aquela competência específica.

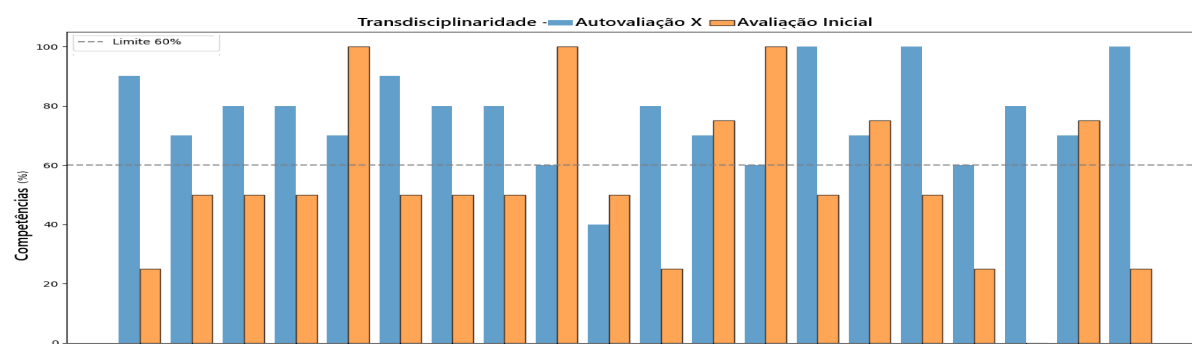


Figura 18 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Transdisciplinaridade. Fonte: o autor

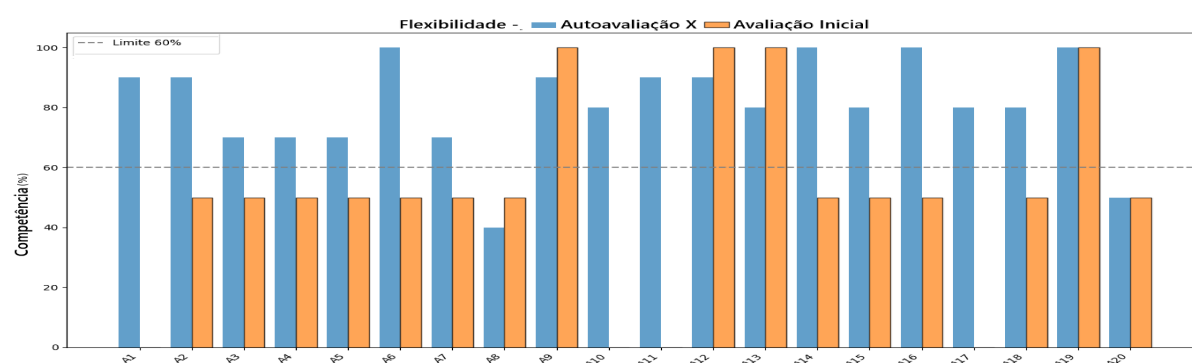


Figura 19 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Flexibilidade. Fonte: o autor

Em várias competências, os estudantes tendem a se autoavaliar de forma mais positiva do que na avaliação inicial, especialmente em áreas como Transdisciplinaridade (Figura 18), na qual 12 autoavaliações superaram a avaliação inicial, e Flexibilidade, que observou 14 autoavaliações ultrapassando a avaliação inicial (Figura 19). Vale ressaltar que essas competências apresentaram menos alinhamento ao considerar o limite de 60% ou mais.

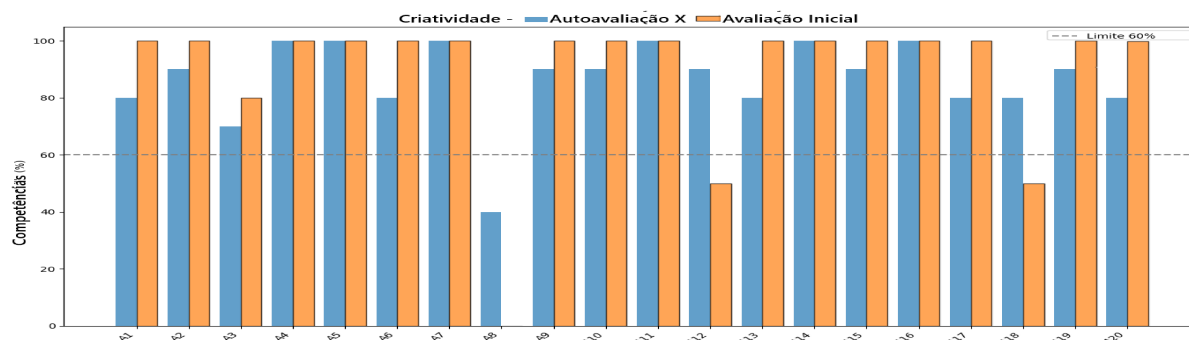


Figura 20 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Criatividade.

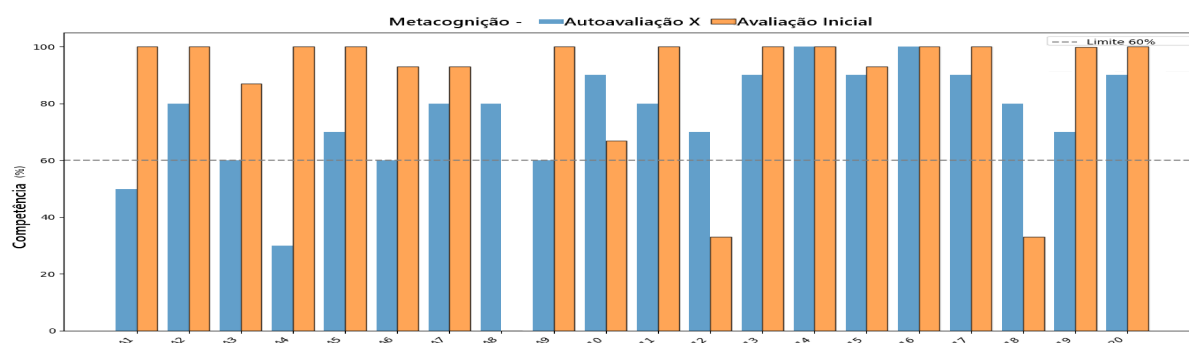


Figura 21 – Comparação entre Autoavaliação e Resultado da Avaliação Inicial - Metacognição.

As competências restantes apresentam uma maior semelhança entre a avaliação inicial e a autoavaliação ao considerar o limite de 60%, com um foco notável nas competências de Criatividade (Figura 20) e Metacognição (Figura 21). Mais precisamente, 17 e 15 dos vinte estudantes demonstraram avaliações convergentes para Criatividade e Metacognição, respectivamente

5.3.2 Diagnóstico e refinamento com consultas SQL

O objetivo desta etapa é identificar, para cada competência⁵, quais consultas/atividades mais contribuem para o escore agregado e localizar falhas de instrumento (por exemplo, colunas constantes) ou redundâncias, alinhando melhor os índices ao constructo teórico e reduzindo vieses operacionais.

Para cada competência (`avg-Competence-k`), consideraram-se os componentes por atividade (por exemplo, `score-Competence-5-chat` e `score-Competence-5-lição`) e estimaram-se (i) coeficientes padronizados (β) via regressão Ridge do `avg` sobre os componentes (padronização- z) e (ii) a correlação de cada componente com a média leave-one-out (LOO) dos demais componentes (alinhamento estrutural). Valores ausentes foram trata-

⁵ Resiliência (C0) não é analisada aqui, pois aparece apenas na atividade lição com uma única consulta SQL.

dos como 0 para manter todos os estudantes, e colunas sem variância foram sinalizadas como constantes.

A adoção dos coeficientes padronizados (β) via regressão Ridge e da correlação de cada componente com a média *leave-one-out* (LOO) responde a restrições estruturais do nosso problema e reforça a validade do diagnóstico. Primeiro, como o desfecho *avg-Competence-k* é uma média dos próprios componentes, o desenho induz forte (quase perfeita) multicolinearidade entre preditores, tornando a decomposição de importância instável sob OLS⁶ (Ordinary Least Squares - Regressão Linear por Mínimos Quadrados Ordinários). A regularização do Ridge atenua esse problema ao promover o encolhimento (*shrinkage*) dos coeficientes em direção a zero de forma controlada, produzindo estimativas mais estáveis e comparáveis entre atividades, mesmo quando há correlação elevada entre elas; a padronização- z garante que os β reflitam contribuição relativa e não diferenças de escala. Segundo, a correlação LOO evita o viés tautológico de correlacionar um componente com uma média que o contém: ao remover o próprio componente do agregado, avaliamos seu *alinhamento estrutural* com o conjunto restante, distinguindo sinais redundantes (alta LOO com β pequeno), sinais únicos/informativos (LOO moderada/baixa com β alto) e sinais possivelmente ruidosos (LOO baixa e β baixo). Em conjunto, Ridge- β fornece uma partição robusta de influência sob colinearidade e esparsidade, enquanto a LOO verifica coerência de construto e detecta redundâncias, permitindo priorizar correções de instrumento (p. ex., colunas constantes) e refinar as consultas SQL sem inflar artificialmente a importância de um componente pelo mero efeito de construção da média.

Abaixo apresentamos os principais achados por β padronizado:

- ❑ **Autonomia (C1):** Lição é o maior contributo; Escolha vem em seguida; Glossário \approx Fórum; BD menor; Wiki muito baixo/nulo.
- ❑ **Cooperação (C2):** Fórum domina; Glossário logo depois; Wiki moderado; Chat o menor.
- ❑ **Metacognição (C3):** BD é disparado o maior; depois Glossário; Escolha em terceiro.
- ❑ **Transdisciplinaridade (C4):** Fórum Dominante; Chat logo após ; Wiki constante (sem variância) \Rightarrow não contribui.
- ❑ **Flexibilidade (C5):** Chat e Lição contribuem quase igualmente (β muito próximos).
- ❑ **Criatividade (C6):** BD dominante e logo apos Escolha/Quiz.

⁶ É a regressão linear “padrão”. Problema: sob colinearidade alta (no nosso caso), OLS produz coeficientes instáveis (muda muito com pequenas variações de dados) e interpretabilidade frágil.

As Figuras(22, 23, 24, 25, 26 e 27) abaixo, apresentam a visualização dos pesos relativos por componente (β padronizados) para cada competência; componentes constantes estão rotulados como “(const.)”.

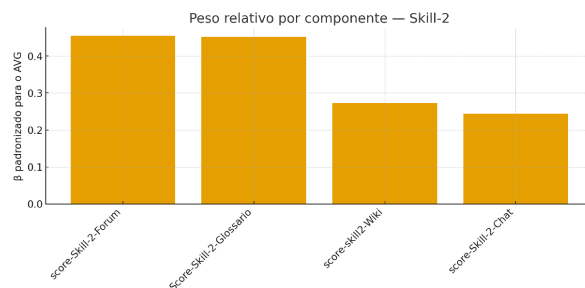


Figura 22 – β padronizado — Autonomia. Figura 23 – β padronizado — Cooperação.

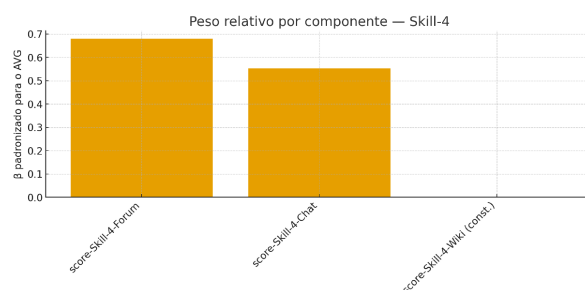


Figura 24 – β padronizado — Metacogni- Figura 25 – β padronizado — Transdisciplinaridade.

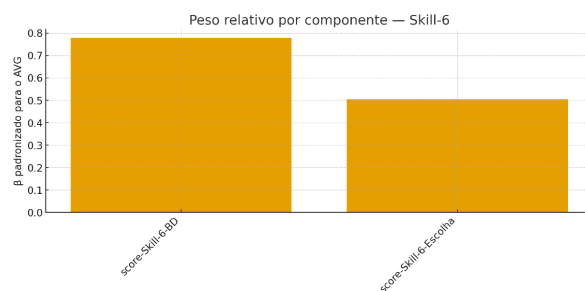
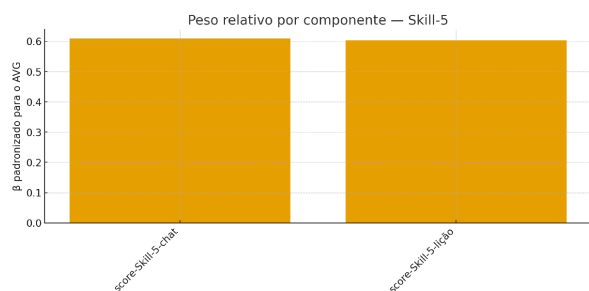


Figura 26 – β padronizado — Flexibili- Figura 27 – β padronizado — Criatividade.

As figuras acima sintetizam a contribuição relativa de cada componente (consulta/atividade) para o escore agregado por competência, já controlada por colinearidade (Ridge) e escala (padronização- z). A seguir, traduzimos essa leitura diagnóstica em *ações concretas*: quando um componente aparece com β elevado e boa coerência estrutural (LOO alta), ele tende a ser mantido/valorizado; quando surge com β baixo e LOO alta, indica *redundância* (sinal repetido) e merece simplificação; quando apresenta β alto e LOO baixa, sugere *sinal único/informativo* que deve ser preservado; e, por fim, componentes constantes ou com variância desprezível pedem *revisão de consulta* (redefinição de métricas, normalização robusta ou inclusão de novos traços). Com base nesses critérios,

detalhamos a seguir as **implicações diagnósticas** e as **correções propostas** para cada competência.

C4 (Transdisciplinaridade). O problema é a variância zero em *Wiki*. Corrigir as consultas incluindo três sinais mensuráveis e normalizados: (i) *entropia normalizada* das categorias do glossário citadas nas páginas da Wiki (amplitude interdisciplinar); (ii) *diversidade de domínios externos* referenciados (p.ex., `COUNT DISTINCT host(url)` nas referências); (iii) *diversidade de referências internas* a módulos do Moodle (p.ex., `forum`, `quiz`, `lesson`). Recomenda-se normalização robusta (percentis e/ou $\ln(k)$) para evitar colapsos numéricos.

C1 (Autonomia). Manter o foco em *progresso intencional* na *Lição*: tempo até finalizar em percentil adequado e baixa *revisita redundante* (excesso de revisitas por página). Em *Escolha/Quiz*, reforçar *iniciativa*, priorizando sinais como submissão antecipada (percentil do timestamp de entrega) e primeira tentativa antes do feedback global.

C2 (Cooperação). Priorizar *reciprocidade/negociação*: respostas a *colegas distintos* (diversidade de interlocutores), *tempo-resposta* mediano mais curto e *profundidade de thread* ≥ 2 (encadeamentos). Normalizar por discussão/tópico para comparabilidade.

C5 (Flexibilidade). Se a ênfase desejada é *exploração estratégica*, aumentar o peso da *entropia de transições* entre páginas/rotas na *Lição* e da *taxa de troca de rota* (*switch-rate*); penalizar *revisita redundante* quando houver navegação cíclica sem avanço.

Para **C3 (Metacognição)** e **C6 (Criatividade)** o diagnóstico (β -Ridge e correlação LOO) **não apontou problemas latentes a corrigir** nesses construtos; portanto, não foram propostas intervenções específicas neste momento, mantendo-se apenas o *monitoramento contínuo* nas próximas coletas.

Como análise de sensibilidade (baseline vs. pós-SQL) recomenda-se comparar a concordância com a autoavaliação entre o baseline (pré-SQL) e o modelo pós-SQL (com correções de instrumento), reportando mudanças em r /ICC e erro (RMSE/MAE). Essa verificação mantém a comparabilidade com o desenho original e evidencia ganhos de validade de construto ao incorporar sinais comportamentais extraídos das consultas.

Para evitar ameaças à validade e mitigar os problemas, identificamos a presença de colunas esparsas ou constantes que podem inflar/neutralizar as contribuições; corrigimos sinalizando-as e revisando consultas. Para evitar sobreajuste, recomenda-se validação por *bootstrap* e, quando pertinente, ponderação parcimoniosa (p.ex., pesos proporcionais a β normalizados apenas após correção de instrumento).

5.3.3 Análise comparativa: baseline (pré-SQL) vs. pós-SQL

Esta subseção compara a concordância com a autoavaliação antes e depois da incorporação de sinais comportamentais via consultas SQL, preservando o desenho original de validação. Para cada competência, calculamos: (i) correlação de Pearson (r) entre autoa-

Quadro 7 – Diagnóstico $LOO \times \beta$ por competência: atividades dominantes, interpretação e ações de correção.

Competência	Atividades dominantes (por β)	$LOO \times \beta$ — Interpretação	Correção/ação sugerida
C1 — Auto-nomia	Lição (maior); Escolha/-Quiz (2ª); Glossário \approx Fórum; BD menor; Wiki \approx 0	Lição: <i>informação nova</i> ; Escolha: <i>informação nova</i> ; Glossário/Fórum: <i>mais do mesmo</i> ; BD/Wiki: <i>ruído</i>	Reforçar <i>progressão intencional</i> (tempo até finalizar, submissão antecipada), melhoria entre tentativas; reduzir peso de sinais redundantes; revisar BD/Wiki.
C2 — Coope-ração	Fórum (dominante); Glossário (seguido); Wiki moderado; Chat menor	Fórum: <i>informação nova</i> ; Glossário/Wiki: <i>mais do mesmo</i> ; Chat: <i>ruído</i>	Enfatizar <i>reciprocidade/encadeamento</i> (responder colegas distintos, profundidade ≥ 2 , tempo-resposta); normalização por tópico.
C3 — Meta-cognição	Base de Dados (maior); Glossário (2ª); Escolha (3ª)	BD/Glossário: <i>informação nova</i> ; Escolha: <i>mais do mesmo</i> ; (sem ruído apontado)	Sem ajustes imediatos; manter monitoramento (edições/campos editados; criação/edição de conceitos).
C4 — Trans-disciplinaridade	Fórum (dominante); Chat (seguido); Wiki constante (sem variância)	Fórum: <i>informação nova</i> ; Chat: <i>moderado (mais do mesmo/informação complementar)</i> ; Wiki: ruído (variância zero)	Para Wiki : incluir <i>diversidade/entropia</i> (i) categorias do glossário citadas; (ii) <i>hosts</i> externos distintos; (iii) referências internas a outros módulos. Normalização robusta (percentis/ $\ln k$).
C5 — Flexibilidade	Chat e Lição com β muito próximos (co-dominantes)	Chat: <i>informação nova</i> ; Lição: <i>informação nova</i> ; (sem redundância/ruído destacados)	Explorar <i>entropia de transições e switch-rate</i> ; penalizar <i>revisita redundante/loops</i> sem avanço; manter ambos os sinais.
C6 — Criatividade	Base de Dados (dominante) e Escolha/Quiz (seguida)	BD/Escolha: <i>informação nova</i> ; (sem redundância/ruído destacados)	Sem ajustes imediatos; manter sinais de diversidade autoral (p.ex., variedade de campos; alterações com ganho por tentativa).

Nota. Critérios de leitura: *informação nova* = LOO baixa/moderada + β alto; *mais do mesmo* = LOO alta + β pequeno; *ruído* = LOO baixa + β baixo. Classificações qualitativas baseadas nos achados de β e evidências relatadas (p.ex., coluna constante em C4/Wiki).

valiação e modelo (baseline; pós-SQL), (ii) coeficiente de correlação intraclass ICC($A, 1$) (acordo absoluto, avaliador fixo, medida única), e (iii) erros absolutos e quadráticos (MAE e RMSE). Reportamos ainda os deltas Δ (pós – base) para evidenciar ganhos ou perdas após o refinamento com SQL. Intervalos de confiança são obtidos por *bootstrap* pareado por estudante.

Como Resiliência (C0) dispõe de uma única consulta na atividade *lição*, rodamos a sensibilidade com as três séries fornecidas (auto, baseline e pós-SQL).

Tabela 20 – Sensibilidade para Resiliência (C0): auto vs. baseline e auto vs. pós-SQL, com deltas (pós – base).

Par	n	r [IC95%]	ICC $_{A,1}$ [IC95%]	MAE	RMSE
auto vs. baseline	20	-0.137 [-0.549, 0.328]	-0.088 [-0.355, 0.196]	45.00	53.48
auto vs. pós-SQL	20	0.075 [-0.353, 0.478]	0.031 [-0.140, 0.215]	56.00	62.93
Δ (pós – base)	20	+0.211	+0.119	+11.00	+9.45

A Tabela 20 sintetiza os resultados, da qual podemos abstrair as seguintes observações:

- **Associação e concordância:** $\Delta r = +0,211$ e $\Delta ICC = +0,119$ (melhora), indicando que o modelo pós-SQL passou a ordenar melhor os estudantes e a concordar mais em nível absoluto com a autoavaliação.
- **Erro em escala:** $\Delta MAE = +11,00$ e $\Delta RMSE = +9,45$ (piora), sugerindo aumento da discrepância média em unidade de medida.

No caso da **Resiliência (C0)**, a comparação entre o baseline (pré-SQL) e o modelo pós-SQL evidenciou um *trade-off* entre associação e erro absoluto: houve ganho de correlação com a autoavaliação ($\Delta r > 0$) e melhoria na concordância absoluta ($\Delta ICC > 0$), porém aumentaram os erros médios em unidade de escala ($\Delta MAE > 0$; $\Delta RMSE > 0$). Esse padrão é compatível com maior variabilidade nas pontuações do modelo pós-SQL — por exemplo, quando o instrumento passa a discriminar mais os estudantes (reduzindo valores intermediários e acentuando extremos), melhora-se o ordenamento relativo e a concordância estrutural, ao custo de maior discrepância média em relação à autoavaliação.

Em termos práticos, o pós-SQL torna o indicador de C0 mais informativo para ranqueamento e comparação, ainda que com maior distância média em valor absoluto. Recomenda-se calibrar a escala (p.ex., reescalonamento por percentis ou ancoragem a marcos pedagógicos) e inspecionar casos com maior erro para verificar se refletem diferenças reais de percepção (autoimagem do estudante) ou sensibilidade excessiva de alguma consulta; se necessário, aplicar pequenos ajustes de ponderação nas consultas de C0 para reduzir MAE/RMSE sem perder os ganhos de r e ICC.

Dado o panorama de C0, passamos agora às competências C1–C6, nas quais há múltiplos componentes por atividade e, portanto, maior espaço para ganho (ou perda) de validade com o refinamento via SQL. Para cada competência, comparamos a concordância com a autoavaliação entre o baseline (pré-SQL) e o modelo pós-SQL, reportando correlação de Pearson, ICC(A,1) e erros (MAE/RMSE), além dos deltas pós-base. Essa leitura permite identificar onde as novas métricas capturam melhor o construto (ganhos em associação sem penalizar erros), onde há ganhos apenas ordinais que exigem recalibração de escala, e onde surgem sinais de esparsidade, redundância ou normalização inadequada que pedem revisão das consultas.

Para apresentarmos os resultados de C1 a C6, aplica-se o seguinte protocolo: (i) calcular r e ICC(A, 1) auto vs. baseline e auto vs. pós-SQL; (ii) computar MAE e RMSE em 0–100; (iii) reportar Δr , ΔICC , ΔMAE e $\Delta RMSE$. Estes dados estão apresentados na Tabela 21 a seguir, cujas interpretações são pautadas nos critérios a seguir:

1. **Melhoria robusta:** $\Delta r > 0$, $\Delta ICC > 0$ e $\Delta MAE < 0$, $\Delta RMSE < 0 \Rightarrow$ maior coerência com a autoavaliação e menor erro absoluto.

2. **Trade-off associação vs. erro:** $\Delta r > 0$, $\Delta ICC > 0$, mas $\Delta MAE, \Delta RMSE > 0 \Rightarrow$ ganho de informatividade/ordenação com custo em escala; considerar reescalonamento/ponderação leve.
3. **Sinal ruidoso:** $\Delta r \leq 0$ e $\Delta ICC \leq 0 \Rightarrow$ revisar consultas e checar colunas constantes/esparsas (vide achados da Seção 5.3.2); priorizar correções instrumentais antes de qualquer ponderação.

Tabela 21 – Concordância com autoavaliação: baseline (pré-SQL) vs. pós-SQL por competência. Valores mostram r e $ICC(A,1)$ com IC95%, além de MAE/RMSE e deltas (pós – base).

Comp.	n	r base [IC95%]	r pós [IC95%]	Δr	$ICC_{A,1}$ base [IC95%]	$ICC_{A,1}$ pós [IC95%]	ΔICC	MAE base	MAE pós	ΔMAE	RMSE base	RMSE pós	$\Delta RMSE$
C1	20	0.010 [-0.297, 0.309]	0.588 [0.178, 0.808]	+0.578	0.025 [-0.290, 0.359]	0.347 [0.060, 0.584]	+0.322	0.274	0.285	+0.011	0.344	0.340	-0.004
C2	20	0.003 [-0.546, 0.601]	-0.054 [-0.542, 0.336]	-0.057	0.313 [-0.119, 0.664]	0.291 [-0.091, 0.632]	-0.022	0.225	0.429	+0.204	0.313	0.514	+0.200
C3	20	-0.055 [-0.307, 0.263]	-0.359 [-0.743, 0.260]	-0.304	0.287 [-0.069, 0.622]	0.259 [-0.111, 0.603]	-0.028	0.276	0.607	+0.331	0.349	0.648	+0.299
C4	20	0.618 [0.289, 0.819]	0.672 [0.392, 0.844]	+0.054	0.489 [0.156, 0.747]	0.690 [0.451, 0.844]	+0.201	0.147	0.433	+0.286	0.203	0.479	+0.276
C5	20	0.349 [0.022, 0.623]	0.322 [-0.064, 0.641]	-0.027	0.187 [-0.146, 0.513]	0.154 [-0.167, 0.481]	-0.033	0.205	0.445	+0.239	0.297	0.514	+0.217
C6	20	0.708 [0.435, 0.864]	-0.106 [-0.521, 0.360]	-0.814	0.719 [0.470, 0.864]	0.081 [-0.305, 0.423]	-0.638	0.186	0.585	+0.400	0.279	0.694	+0.415

A comparação Baseline \times pós-SQL fornece a evidência mais direta para **H1**: ao substituir uma distribuição uniforme por sinais comportamentais derivados de consultas SQL e ao diagnosticar a contribuição relativa dos componentes (Ridge+ β e LOO), o modelo do estudante torna-se mais coerente e mais estável na captura das competências. Em outras palavras, os resultados indicam que é possível *inferir competências do sujeito complexo a partir de comportamentos observáveis no Moodle*, reduzindo a dependência de instrumentos dedicados e melhorando a qualidade do rastreamento por competência.

Os ganhos esperados no pós-SQL devem ser mais pronunciados nas competências cujos componentes apresentaram: (i) β padronizados altos (informatividade) e (ii) correlação LOO consistente (alinhamento estrutural sem redundância). Fazendo a análise para cada competência, temos:

- C1 - Autonomia (melhora consistente): Observa-se um ganho *substancial* de concordância com a autoavaliação após o refinamento com SQL: a correlação de Pearson salta de aproximadamente $r \approx 0,01$ para $r = 0,588$ (com intervalo que não cruza zero), e o ICC aumenta de $\approx 0,03$ para $\approx 0,35$. Em termos de erro, o MAE permanece praticamente estável (variação pequena e positiva) e o RMSE apresenta leve redução. Em conjunto, o pós-SQL passa a capturar melhor o construto de Autonomia *sem* penalizar a escala de erro, sinal claro de aumento de validade.
- C2 - Cooperação (leve deterioração): Há pequena queda de associação: a correlação vai de $\approx 0,00$ para levemente negativa e o ICC também cai discretamente. Os

erros aumentam (MAE e RMSE), sugerindo que o modelo pós-SQL não melhorou a concordância e ainda se distanciou em escala. É um quadro de *leve piora*, possivelmente ligado a normalizações não contextuais (por exemplo, contagens por *thread* sem ajuste por tópico/tamanho da turma) ou sinais muito binários.

- ❑ C3 - Metacognição (piora clara): O cenário é de *piora consistente*: a correlação torna-se mais negativa, o ICC cai e tanto MAE quanto RMSE sobem de forma expressiva. Isso sugere afastamento do modelo em relação à percepção do estudante. Hipóteses prováveis: esparsidade/dicotomização (muitos zeros), domínio excessivo de um componente (por exemplo, *Base de Dados* muito mais influente que *Escolha*) e desalinhamento de escala com a autoavaliação. Requer revisão de métricas para torná-las mais contínuas e balanceadas entre atividades.
- ❑ C4 - Transdisciplinaridade (ganho parcial com necessidade de recalibração): A correlação e o ICC *melhoram* no pós-SQL, indicando melhor alinhamento *ordinal* com a autoavaliação. Contudo, MAE e RMSE *aumentam sensivelmente*, o que aponta para descalibração (mesma ordem, outra escala). É um caso típico em que as correções deixaram o ranking mais coerente, mas alargaram a faixa de saída. Recomenda-se recalibrar (por exemplo, percentis por módulo ou regressão isotônica) para reduzir o erro sem perder a melhora em associação.
- ❑ C5 - Flexibilidade (leve piora): Há leve queda em correlação e ICC e um aumento modesto em MAE/RMSE. Não há ganho de validade e o ajuste absoluto piora um pouco. Prováveis causas: entropia de transições e “switch-rate” não normalizados pelo tamanho da lição/número de rotas; penalização excessiva de revisitas funcionais (quando o estudante volta para consolidar conteúdo).
- ❑ C6 - Criatividade (piora grave; interpretar com cautela): Registra-se *deterioração severa*: a correlação, antes positiva e alta, torna-se negativa; o ICC cai fortemente; e os erros disparam. Este resultado precisa ser interpretado com *cautela*, pois apenas ~ 50% dos estudantes responderam à autoavaliação — há déficit amostral para usá-la como instrumento de validação. Ainda assim, o padrão sugere problemas de esparsidade/colunas constantes, domínio indevido de um componente (por exemplo, *Base de Dados* capturando algo distinto do que os alunos entendem por criatividade) e normalização desalinhada. É necessária uma revisão mais profunda antes de qualquer conclusão substantiva.

Os ganhos/perdas de concordância com a autoavaliação (colunas Δr , ΔICC , ΔMAE e ΔRMSE) são consistentes com o diagnóstico interno obtido por β padronizado (Ridge) e correlação LOO por componente: (i) quando um componente tem β alto e LOO moderada/baixa, ele traz *signal informativo* e tende a *eleva*r r/ICC após o refinamento (p.ex.,

C1); (ii) quando β é baixo e LOO é alta, o componente é *redundante* e pode não melhorar a concordância (p.ex., C2/C5); (iii) colunas constantes/esparsas (LOO instável) normalmente *degradam* r /ICC e *inflam* MAE/RMSE (p.ex., C6); (iv) casos em que r /ICC sobem mas MAE/RMSE aumentam (p.ex., C4) indicam *melhora ordinal* com *descalibração de escala*, sugerindo recalibração (percentis/z intra-turma ou regressão isotônica⁷). Assim, a tabela de sensibilidade confirma o que os diagnósticos por Ridge- β e LOO anteciparam sobre informatividade, redundância e necessidade de correções de instrumento.

Por exemplo, para **C4**, após corrigir *Wiki* (variância zero) com *entropia normalizada* de categorias, *diversidade de domínios externos* e *diversidade de referências internas*, espera-se aumento de r /ICC e, *idealmente*, redução de MAE/RMSE. Para **C5**, onde *chat* e *lição* têm β similares, a tendência é manter boa associação e controle de erro, sobretudo quando a *lição* utiliza entropia de transições e baixa revisita redundante.

5.4 Impacto com Recomendação de Atividades Rotuladas: Baseline e Refinamento

Esta Seção apresenta o impacto das recomendações de atividades rotuladas sob dois regimes complementares: (i) um *Baseline*, no qual o modelo do estudante é representado por um vetor binário de sete competências (1 = desenvolvida; 0 = a desenvolver); e (ii) um *Refinamento* pautado em *consultas SQL*, no qual sinais comportamentais e de engajamento, extraídos de logs e interações em diferentes atividades (por exemplo, *lição*, *fórum*, *chat*), ajustam e calibram as recomendações. O objetivo é comparar como cada abordagem se reflete na *adesão* (conclusão das atividades recomendadas) e no *desempenho* (resultados obtidos) ao longo dos módulos do curso, além de examinar tendências agregadas (curvas polinomiais) e correlações (Spearman/Kendall) entre adesão e desempenho.

5.4.1 Recomendação — Baseline (vetor binário)

Após identificar que a autoavaliação e a avaliação inicial do estudante são congruentes em sua maioria (Seção 5.3.1), aplicamos as atividades rotuladas do Moodle no Módulo I (diagnóstico) e utilizamos o desempenho individual e o modelo inicial para recomendar atividades nos Módulos II e III, visando potencializar o desenvolvimento das competências

⁷ É uma técnica de calibração monotônica: você ajusta uma função $f(x)$ que não diminui (ou não aumenta) para mapear um escore “bruto” x em um alvo y (p.ex., autoavaliação), preservando a ordem dos alunos, mas corrigindo a escala. Como os escores pós-SQL estão bem ordenados (correlação/ICC bons), mas numa escala desalinhada (MAE/RMSE altos), aplicando a regressão isotônica recalibra-se sem mexer no ranking — apenas “esticar/comprimir” a escala., obtendo valores mais próximos da referência (autoavaliação)

do sujeito complexo. Neste sentido, as atividades dos módulos subsequentes (2 e 3), estarão consoante os métodos de recomendação propostos neste trabalho.

Para personalizar as recomendações de atividades para os estudantes individualmente, empregamos em primeiro momento uma abordagem gulosa, visando focar nos benefícios de recomendar atividades rotuladas conforme competências do sujeito complexo. Essa escolha é uma escolha pragmática de recomendação devido ao foco inicial na personalização individual, tal que a preocupação maior era responder rapidamente às necessidades de cada estudante. Ademais, por ter complexidade reduzida, evitou-se uma sobrecarga computacional de dados ao tratar um problema que poderia gerar um número relativamente grande de combinação entre atividades e competências.

Visando verificar a eficácia do uso de atividades rotuladas, procuramos analisar a variação do percentual de atividades respondidas entre o Módulo I e os módulos subsequentes, por acreditarmos que, quanto maior a participação do estudante nas atividades recomendadas, maior seria seu desempenho nas mesmas. Portanto, através do gráfico (Figura 28) abaixo, pode-se observar esse aumento na participação dos estudantes, estendendo-se até o módulo final (Módulo 3), conforme indicado pela linha cinza superando as outras (azul - Módulo 1, laranja - Módulo 2). Essa tendência é evidente em mais da metade dos estudantes.

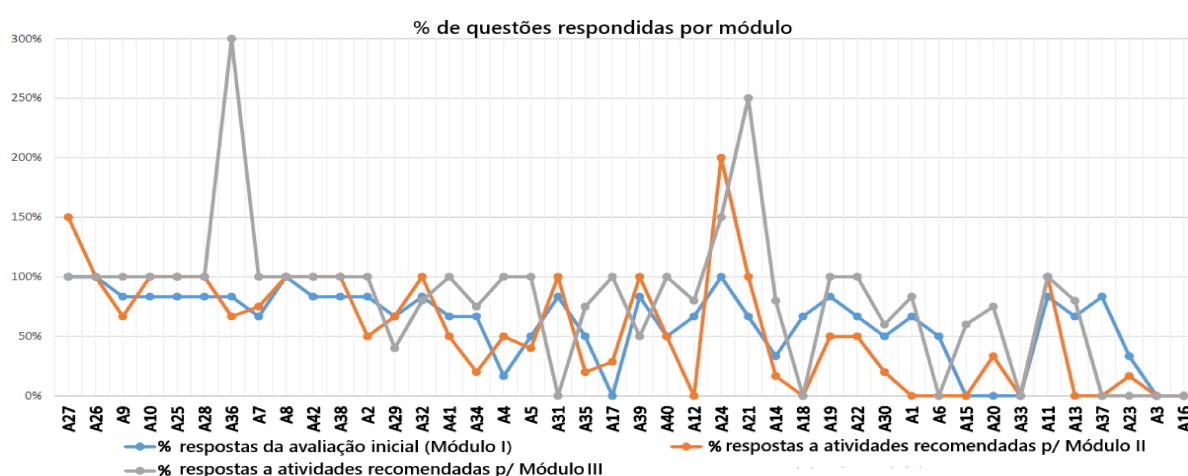


Figura 28 – Percentual de questões respondidas/estudante em cada módulo

É crucial enfatizar casos extremos nos quais os estudantes demonstraram engajamento acima do esperado, demonstrando também o desenvolvimento da competência de autonomia ao completarem mais atividades do que o recomendado (A21, A24, A27 e A36) (OLIVEIRA; FERNANDES; MAISSIAT, 2022). Vale ressaltar que, em cada módulo, esperava-se que os estudantes seguissem apenas as recomendações de atividades, embora todas as atividades fossem opcionais. Por outro lado, estudantes com baixa participação inicial (por exemplo, A3, A16, A23, A33) encontraram desafios para aumentar sua participação, exigindo estratégias adicionais além de recomendações personalizadas. No-

tavelmente, A3, A16 e A23 abandonaram o curso.

Para explorar uma potencial correlação entre o aumento de atividades respondidas do Módulo 1 ao Módulo 3 e o subsequente aumento na nota final do estudante, criamos um gráfico (Figura 29) incorporando esses dados juntamente com linhas de tendência correspondentes. Optamos por uma linha de tendência polinomial, considerando a natureza flutuante dos dados. Neste caso específico, utilizamos uma ordem polinomial de quarto grau, reconhecendo as flutuações significativas nos dados (por exemplo, picos e vales: A36, A31, A21 e A18) que se manifestam dentro da curva.

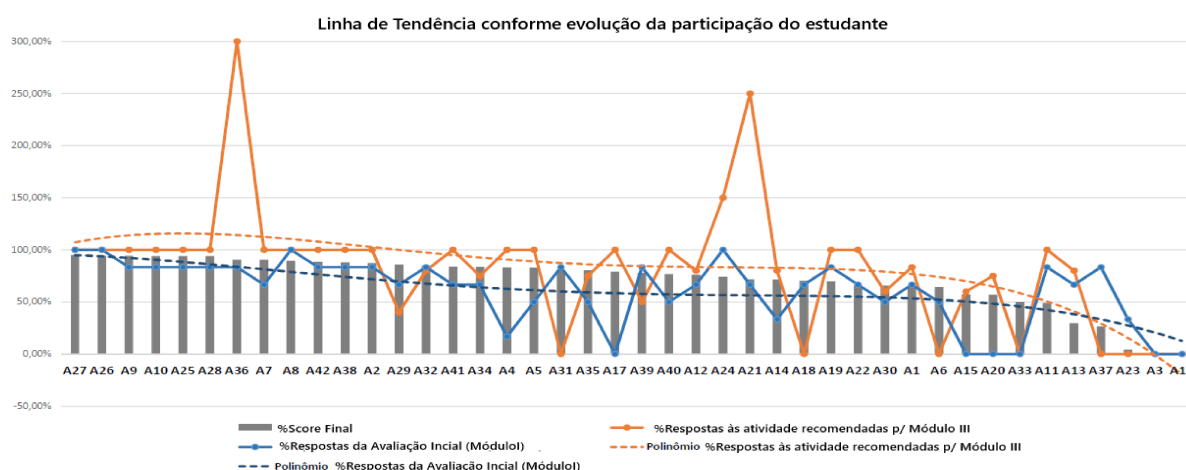


Figura 29 – Tendência da nota conforme a participação do estudante

Após analisar as linhas de tendência, um padrão claro emerge: para a maioria dos estudantes, a participação nas atividades recomendadas durante o módulo final (representado pela linha tracejada laranja) ultrapassa sua participação no módulo inicial (representado pela linha tracejada azul). Além disso, à medida que a participação do estudante se intensifica, há um aumento correspondente em suas notas. No entanto, é importante destacar uma exceção: a partir do estudante A37, essa tendência é revertida, indicando um engajamento reduzido no final do módulo em comparação com o início. Como resultado, os últimos três estudantes não concluíram com sucesso o curso.

A Tabela 22 mostra a correlação de Spearman entre a conclusão (c) e o desempenho (p) dos estudantes em cada módulo (MI, MII, MIII) e no geral (O). Como não há distribuição normal dos dados quantitativos analisados, é indicada a correlação de Spearman (HAUKE; KOSSOWSKI, 2011). Além disso, a interpretação dos índices de correlação (ρ) apresentados na Tabela 22 segue os parâmetros definidos em (BABA; VAZ; COSTA, 2014), ou seja, há uma correlação significativa quando o valor de $p < 0,05$. Além disso, os índices de correlação de Spearman (ρ) são classificados da seguinte forma: *muito fraca* $[0, 0, 2[$; *fraca* $[0, 2, 0, 4[$; *moderada* $[0, 4, 0, 7[$; *forte* $[0, 7, 0, 9[$; *muito forte* $[0, 9, 1]$.

De forma intuitiva, esperar-se-ia uma correlação entre a conclusão de um módulo pelo estudante e seu desempenho nesse mesmo módulo. A Tabela 22 fundamenta essa

Tabela 22 – Correlação de Spearman entre conclusão e desempenho dos estudantes em cada módulo e no geral

		MI-c	MI-p	MII-c	MII-p	MIII-c	MIII-p	O-c	O-p
MI-c	ρ de Spearman	—							
	p -valor	—							
MI-p	ρ de Spearman	0.957	—						
	p -valor	<.001	—						
MII-c	ρ de Spearman	0.744	0.757	—					
	p -valor	<.001	<.001	—					
MII-p	ρ de Spearman	0.717	0.735	0.961	—				
	p -valor	<.001	<.001	<.001	—				
MIII-c	ρ de Spearman	0.476	0.434	0.643	0.610	—			
	p -valor	0.001	0.004	<.001	<.001	—			
MIII-p	ρ de Spearman	0.511	0.485	0.648	0.644	0.911	—		
	p -valor	<.001	0.001	<.001	<.001	<.001	—		
O-c	ρ de Spearman	-0.075	-0.116	0.078	0.120	0.645	0.577	—	
	p -valor	0.637	0.464	0.626	0.448	<.001	<.001	—	
O-p	ρ de Spearman	-0.028	-0.052	0.143	0.220	0.605	0.641	0.933	—
	p -valor	0.861	0.745	0.367	0.161	<.001	<.001	<.001	—

Legenda:

MI-c: Módulo I — conclusão MI-p: Módulo I — desempenho

MII-c: Módulo II — conclusão MII-p: Módulo II — desempenho

MIII-c: Módulo III — conclusão MIII-p: Módulo III — desempenho

O-c: Geral — conclusão O-p: Geral — desempenho

expectativa ao revelar uma correlação *muito forte* entre MI-c e MI-p, MII-c e MII-p, MIII-c e MIII-p, O-c e O-p. É crucial destacar que, no Módulo I, as atividades propostas são para fins diagnósticos. No entanto, à medida que as características dos sujeitos complexos foram identificadas, as recomendações nos Módulos II e III foram adaptadas às nuances do perfil de cada estudante. Mesmo assim, nota-se que a correlação entre a conclusão do módulo e o desempenho do estudante permanece *muito forte* .

No que diz respeito à conclusão geral e desempenho no curso, estabelecer uma correlação com os Módulos I e II não é viável. No entanto, há uma correlação *moderada* entre a conclusão do Módulo III, a conclusão geral e o desempenho no curso (MIII-c, O-c e O-p). Além disso, o desempenho no Módulo III exibe uma correlação *fraca* com a conclusão geral do curso (MIII-p e O-c) e uma correlação *moderada* com o desempenho geral (MIII-p e O-p).

Uma medida descritiva que, juntamente com os outros resultados apresentados, sugere um impacto positivo da abordagem utilizada na motivação dos estudantes é a média das taxas de conclusão e desempenho entre os Módulos I e III. Em relação à conclusão, foram de 61% e 82%, respectivamente, e em relação ao desempenho, foram de 58% e 74%, respectivamente. Apesar destes resultados se mostrarem promissores, é indicado estudos mais abrangentes envolvendo um número maior de estudantes.

5.4.2 Recomendação — Refinamento (consultas SQL)

No *Refinamento*, incorporamos *sinais contínuos* derivados de consultas SQL que capturam aspectos de atividade e interação no AVEA, diversidade e qualidade da interação (por exemplo, tempo e padrão de navegação em *lição*, reciprocidade e encadeamento em *fórum*, entropia de transições, entre outros). Esses sinais foram alvo de diagnóstico prévio (coeficientes padronizados via regressão Ridge e correlações leave-one-out) para identificar contribuições por atividade, colinearidades e colunas constantes — base para correções de instrumento e normalizações (vide Seção 5.3.2).

Tabela 23 – Correlação entre adesão às recomendações e desempenho por módulo e no *empilhado* de todos os registros (Spearman e Kendall) com IC95% via bootstrap pareado. Nota: “Overall” usa as *observações* de M1–M3 empilhadas ($n = 117$), *não* médias por estudante.

Escopo	n	Spearman ρ [IC95%]	Kendall τ [IC95%]
Módulo I	39	0.996 [0.987, 0.998]	0.973 [0.956, 0.987]
Módulo II	39	0.700 [0.438, 0.871]	0.566 [0.336, 0.758]
Módulo III	39	0.858 [0.705, 0.940]	0.756 [0.613, 0.871]
Overall	117	0.843 [0.745, 0.910]	0.723 [0.626, 0.811]

A Tabela 23 resume a associação entre *adesão às recomendações* e *desempenho por módulo* e no *empilhado* de todas as observações (“Overall”). Em geral, observa-se relação monotônica positiva consistente *dentro de cada módulo* e também no *empilhado* (117 observações): em Módulo I a associação é **muito forte**; em Módulo II, **forte/moderado–forte**; em Módulo III, novamente **forte**. No “Overall” empilhado, a correlação permanece **forte**, com IC95% que não inclui zero.

As Figuras 30–35 apresentam, por módulo, (i) barras de adesão vs. desempenho e (ii) dispersões com ajuste polinomial (2º grau). Nestes gráficos há situações em que os valores ultrapassam os 100%, devido à possibilidade dos estudantes seguirem mais recomendações do que o indicado e neste caso, podendo obter notas que ultrapassam o total do módulo (Sendo usada se possível ao final do curso). No Módulo I, nota-se maior heterogeneidade (compatível com o papel diagnóstico); em Módulos II e III, há consolidação de adesão e desempenho, com relação positiva mais estável. No agregado, o *overall* mantém associação forte entre adesão média e desempenho médio (vide *Overall* na Tabela 23 e a figura de dispersão global - Figura 39).

Analisando o Módulo I, as barras indicam heterogeneidade inicial tanto na adesão (por ser recomendado fazer todas atividades para diagnóstico de perfil) às recomendações quanto no desempenho, com casos de baixa adesão acompanhados de baixo desempenho e, em contraste, perfis com adesão moderada/alta e desempenho proporcionalmente superior. A dispersão sugere tendência monotônica positiva (compatível com o Spearman anotado na figura), ainda que com variabilidade entre estudantes. Em termos práticos, já

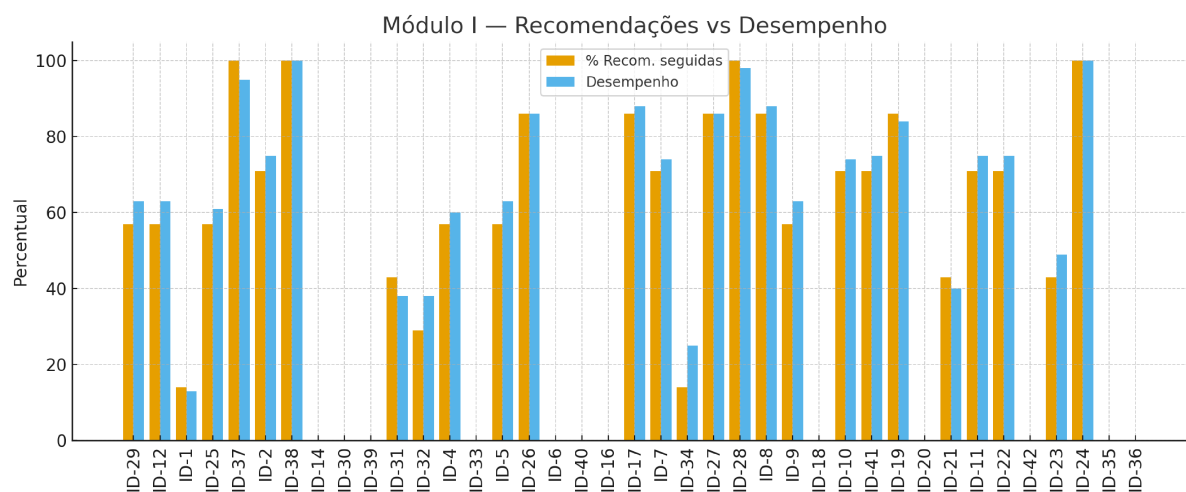


Figura 30 – Módulo I — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).

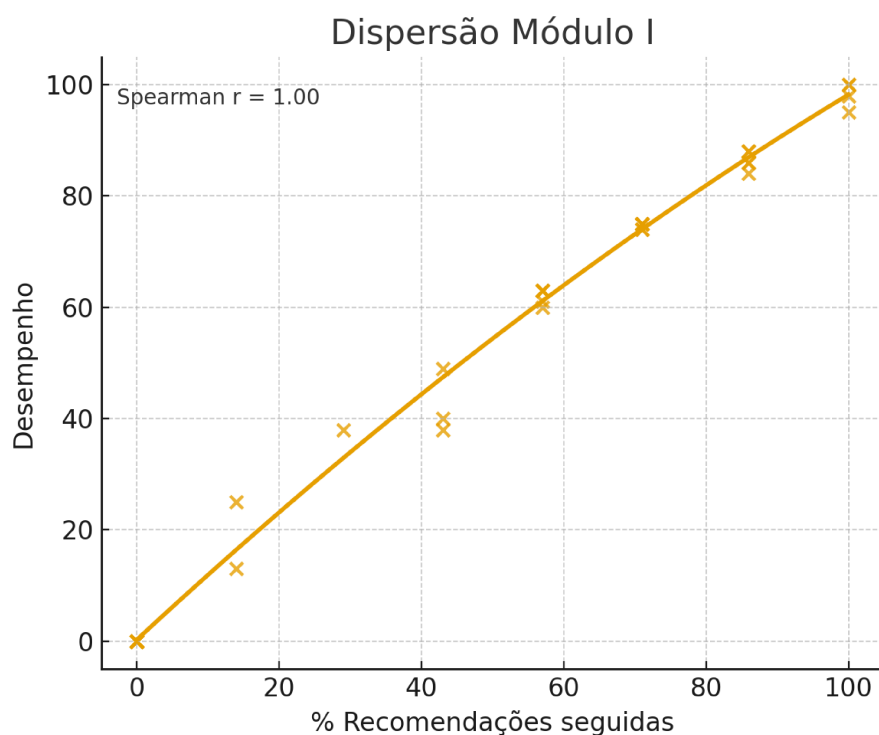


Figura 31 – Módulo I — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.

no primeiro módulo há indicativos de que seguir recomendações se associa a desempenho superior, sem evidências claras de teto ou piso que distorçam a leitura.

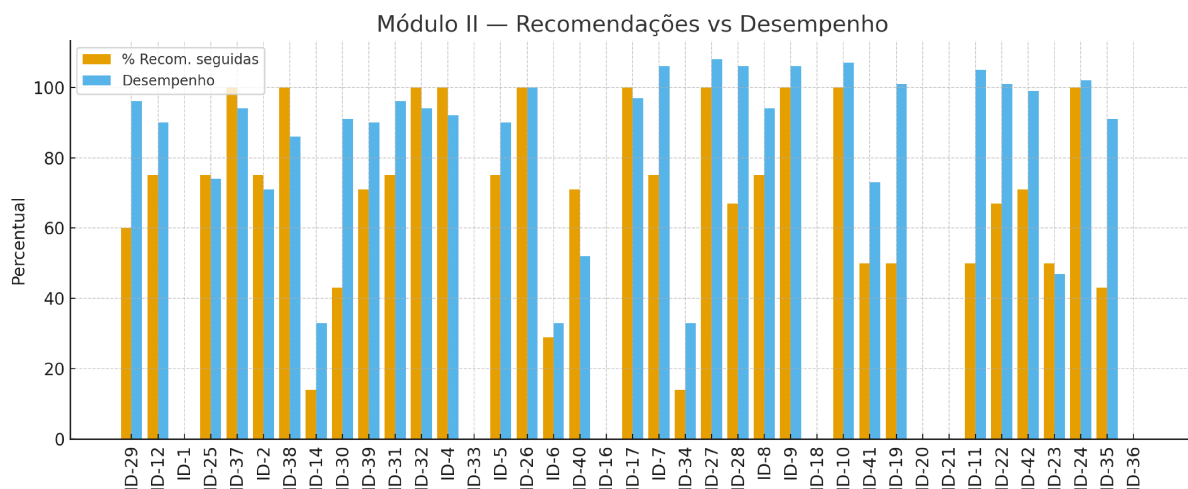


Figura 32 – Módulo II — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).

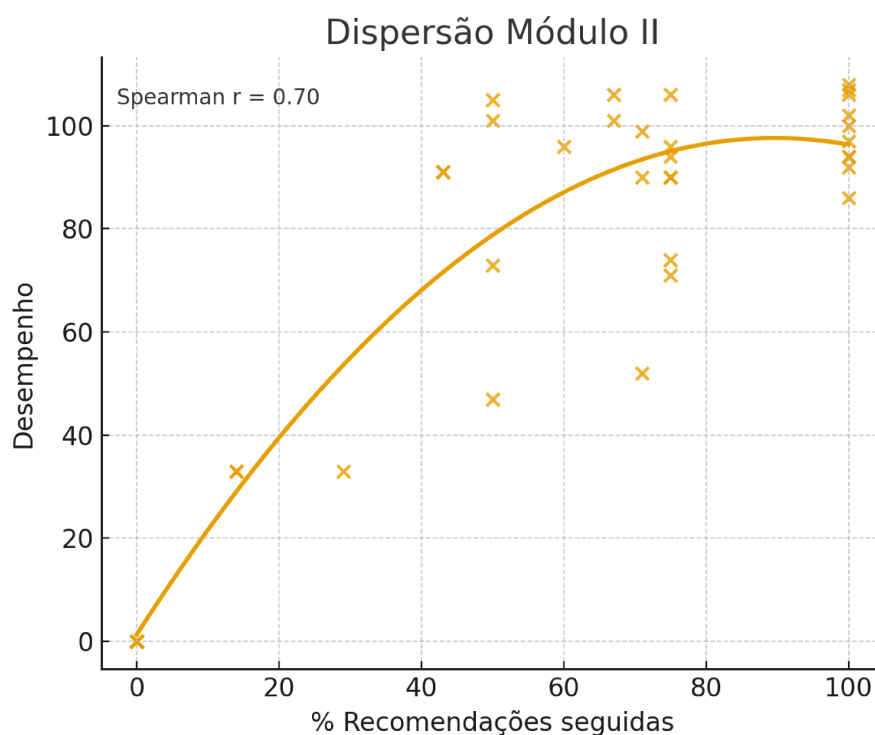


Figura 33 – Módulo II — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.

Para ilustrar a relação entre adesão (x) e desempenho (y), utilizamos um ajuste polinomial de segundo grau,

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \varepsilon,$$

que acrescenta um único termo de curvatura. Esse modelo é parcimonioso e suficiente para capturar padrões esperados de *retorno decrescente* (concavidade, $\beta_2 < 0$) ou de

ganho acelerado ($\beta_2 > 0$), frequentemente observados quando há efeitos de *teto/piso* em altas/baixas adesões. O objetivo é descritivo: tornar visível a não linearidade sem a complexidade de modelos flexíveis (LOESS/splines/GAM), especialmente em amostras moderadas.

Observando-se o Módulo II, identifica-se aumento geral de adesão e desempenho (barras mais altas e menos zeros), sugerindo maturação do uso das recomendações ao longo do curso. A curva polinomial na dispersão reforça a associação positiva, possivelmente mais acentuada que no Módulo I; ainda assim, alguns outliers mostram que alta adesão não garante, por si, desempenho máximo (fatores como timing de execução, qualidade da entrega e pré-requisitos podem mediar o efeito).

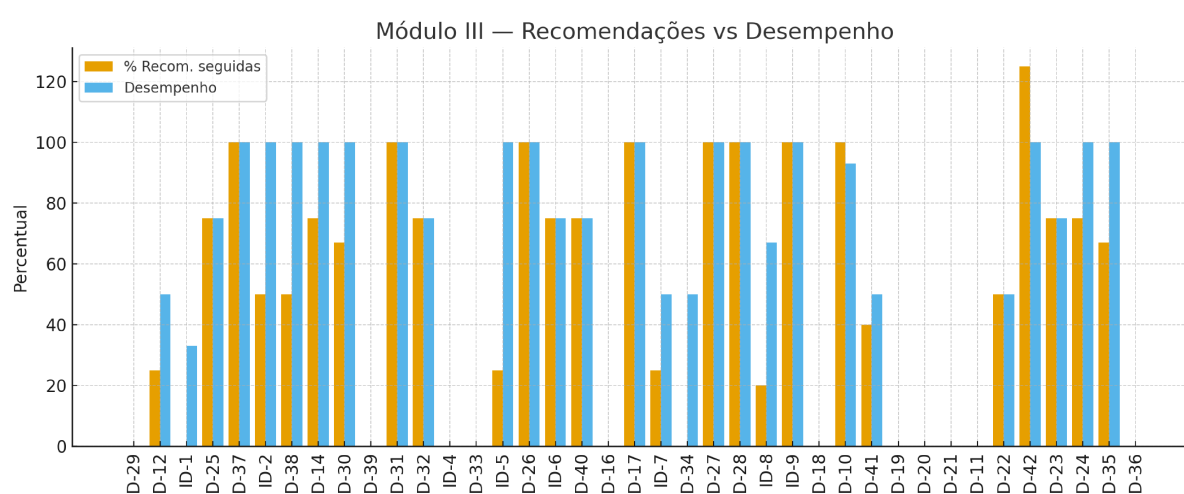


Figura 34 – Módulo III — Barras: recomendações seguidas (%) versus desempenho (%).

Por fim, no Módulo III, o padrão agregado indica consolidação: vários estudantes combinam adesão alta com desempenho elevado. Na dispersão, a relação mantém tendência positiva; eventuais saturações (quando adesão já é muito alta para vários alunos) podem reduzir a variação explicada, mas a direção do efeito permanece coerente. Para interpretação fina, recomenda-se confrontar esses resultados com o histórico de pré-requisitos e com a carga de atividades específicas do módulo.

Visando consolidar a evolução da relação "Recomendações seguidas X Desempenho", apresentamos o heatmap (Figura 36) que organiza, por linha, cada estudante, e, por colunas, os pares *Rec/Desem* de cada módulo (M1–M3). As cores mais quentes indicam percentuais mais altos, permitindo identificar rapidamente padrões de progressão ao longo do curso. Já os slopegraphs (Figuras 37 e 38) mostram, para cada estudante, a trajetória do Módulo I → Módulo II → Módulo III: em (b) para adesão e em (c) para desempenho. Linhas ascendentes denotam melhora; descendentes, queda; quase horizontais, estabilidade. Abaixo apresentamos os padrões destacados nos respectivos gráficos:

□ Padrões destacados no heatmap:

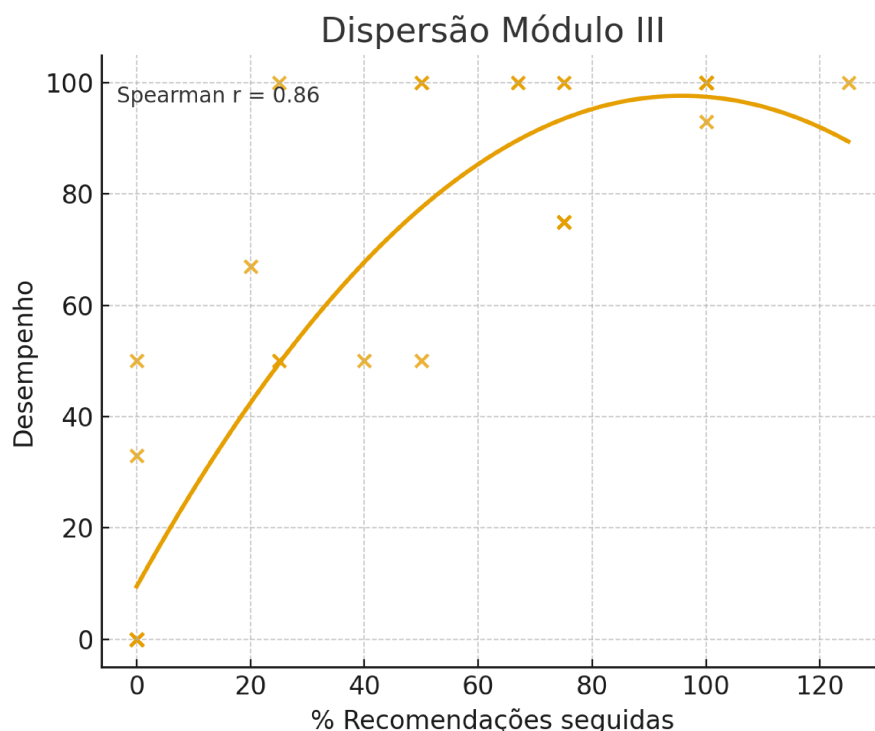


Figura 35 – Módulo III — Dispersão com ajuste polinomial (2º grau) entre recomendações seguidas e desempenho.

- Crescimento de M1 para M3: Em muitos casos, observa-se um aquecimento de cor de M1 para M3 nas colunas de adesão e de desempenho, sugerindo que estudantes passam a seguir mais recomendações e, paralelamente, performar melhor nos módulos posteriores.
- “Late bloomers” (arranque tardio): Um subconjunto inicia com adesão/desempenho baixos no M1 (cores frias), mas acelera no M2/M3, indicando que as recomendações personalizadas podem ter surtido efeito ao longo do curso.
- Núcleo de alta adesão/desempenho: Há uma faixa de estudantes com cores consistentemente quentes nos três módulos, sugerindo estabilidade em altos níveis de engajamento e performance.
- Casos com desempenho >100%: Alguns estudantes exibem valores acima de 100% em módulos específicos — típico quando há itens extras, bonificações ou normalizações —; esses pontos, ainda que destoem na escala, não quebram o padrão geral de relação positiva entre adesão e desempenho.

□ Padrões destacados no Slopegraph de Adesão (M1→M3) - (Figura 37)

- Melhora disseminada: Muitas linhas sobem de M1 para M3, indicando aumento de adesão ao longo do tempo — comum após a fase diagnóstica do



Figura 36 – Heatmap por estudante (linhas) e dimensões (colunas) combinando *adesão às recomendações* (% de recomendações seguidas) e *desempenho* (%) nos três módulos (M1, M2, M3). Colunas típicas: **Adesão_M1**, **Desemp_M1**, **Adesão_M2**, **Desemp_M2**, **Adesão_M3**, **Desemp_M3**. Tons mais claros/altos indicam valores maiores (0–100%).

Módulo I, quando as recomendações passam a refletir melhor o perfil do estudante.

- Estáveis e “altos de ponta a ponta”: Alguns estudantes mantêm adesão alta desde o início; suas linhas aparecem quase horizontais e em patamares elevados.
- Quedas pontuais: Existem casos com redução de adesão em M3; vale cruzar com o slopegraph de desempenho para verificar se a queda de execução foi acompanhada de queda de performance (sinal de risco) ou não (pode haver motivo contextual, p.ex., sobrecarga). Neste caso em específico tivemos desistências na disciplina que justificam algumas dessas quedas.

□ Padrões destacados no Slopegraph de Desempenho (M1→M3) - (Figura 38)

- Associação visual com a adesão: Em vários estudantes, a trajetória de desempenho acompanha, qualitativamente, a trajetória de adesão (linhas com inclinação semelhante nas duas figuras), reforçando a leitura de que seguir recomendações tende a apoiar melhor performance.

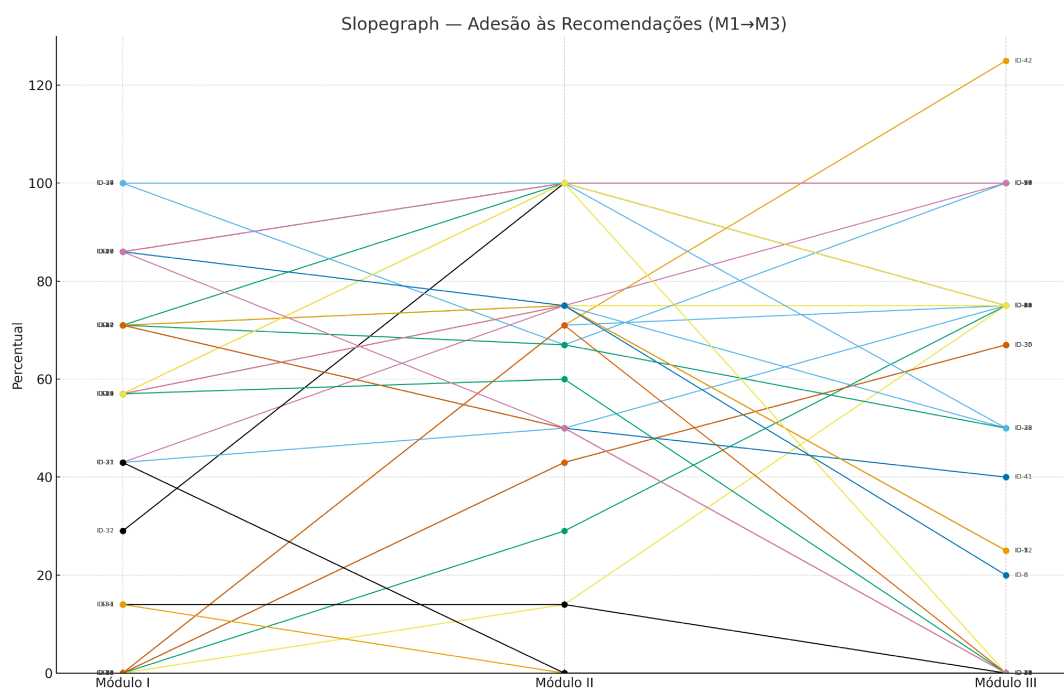


Figura 37 – Trajetória de **adesão às recomendações** por estudante, do Módulo I ao Módulo III. Linhas ascendentes indicam aumento de adesão; descendentes, redução; horizontais, estabilidade.

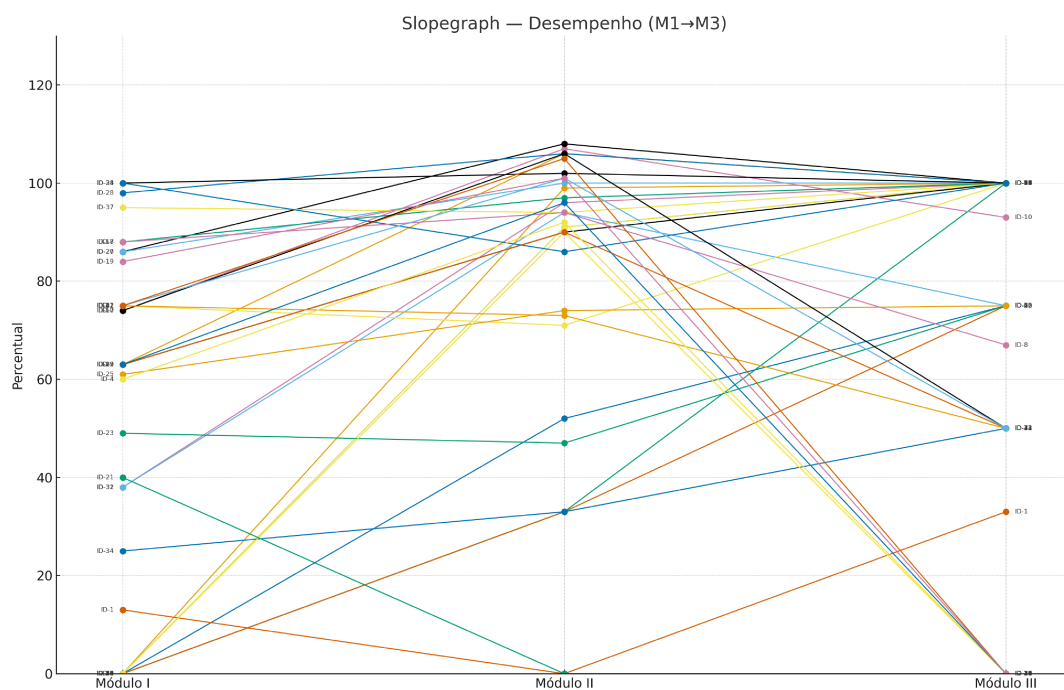


Figura 38 – Trajetória de **desempenho** por estudante, do Módulo I ao Módulo III. Linhas ascendentes indicam melhora de desempenho; descendentes, queda; horizontais, estabilidade.

- Ganhos no M2 e consolidação no M3: É frequente ver salto no M2 e manutenção/novo ganho no M3, coerente com a entrada das recomendações refinadas e a familiarização do estudante com o fluxo de atividades.
- Outliers e saturação: Alguns estudantes atingem patamares muito altos (até >100%); nesses casos, a variação residual entre M2 e M3 pode diminuir (efeito de teto), o que não invalida a tendência global.

Observando os três painéis, é possível identificar que contam a mesma história por ângulos complementares: (i) o heatmap mostra o panorama agregado e destaca grupos (altos estáveis, late bloomers, baixos persistentes), e (ii) os slopegraphs evidenciam trajetórias individuais, úteis para identificar quem melhorou (linhas ascendentes) e quem piorou (linhas descendentes) — exatamente o que se deseja monitorar. No conjunto, a leitura sugere uma relação monotônica positiva entre adesão às recomendações e desempenho, com ganhos mais claros a partir do Módulo II, quando as recomendações passam a refletir melhor o modelo do estudante.

Por fim, para verificar se o efeito observado *por módulo* também se sustenta em uma visão *agregada por estudante*, colapsamos a série temporal em médias (M1–M3) por aluno. Nessa agregação, não observamos associação monotônica entre adesão e desempenho (Spearman $\rho = -0,001$ [$IC_{95\%}$: $-0,339, 0,326$]; Kendall $\tau = -0,003$ [$IC_{95\%}$: $-0,245, 0,236$]; $n = 39$). O resultado é coerente com a expectativa de **di-luição** do efeito ao promediar fases distintas de aprendizagem: a relação de interesse é *temporal e intraestudante* (p.ex., adesão em M_t precedendo desempenho em M_{t+1}), a qual se perde na agregação. Por isso, priorizamos as análises modulares e defasadas, que mostram associação positiva e consistente ao longo do curso, e complementamos com modelos intraestudante e análises de sensibilidade (padronização por módulo, winsorização e *bootstrapping*), reforçando a interpretação pedagógica dos resultados.

Tabela 24 – Correlação de Spearman. Cada célula: ρ na 1ª linha e p -valor na 2ª.

	MI-c	MI-p	MII-c	MII-p	MIII-c	MIII-p	O-c	O-p
MI-c	—							
MI-p	0.996 <.001	—						
MII-c	0.669 <.001	0.658 <.001	—					
MII-p	0.653 <.001	0.635 <.001	0.700 <.001	—				
MIII-c	0.308 0.057	0.300 0.063	0.603 <.001	0.526 <.001	—			
MIII-p	0.330 0.040	0.339 0.035	0.563 <.001	0.416 0.009	0.858 <.001	—		
O-c	0.770 <.001	0.761 <.001	0.891 <.001	0.750 <.001	0.797 <.001	0.708 <.001	—	
O-p	0.815 <.001	0.814 <.001	0.836 <.001	0.767 <.001	0.714 <.001	0.761 <.001	0.943 <.001	—

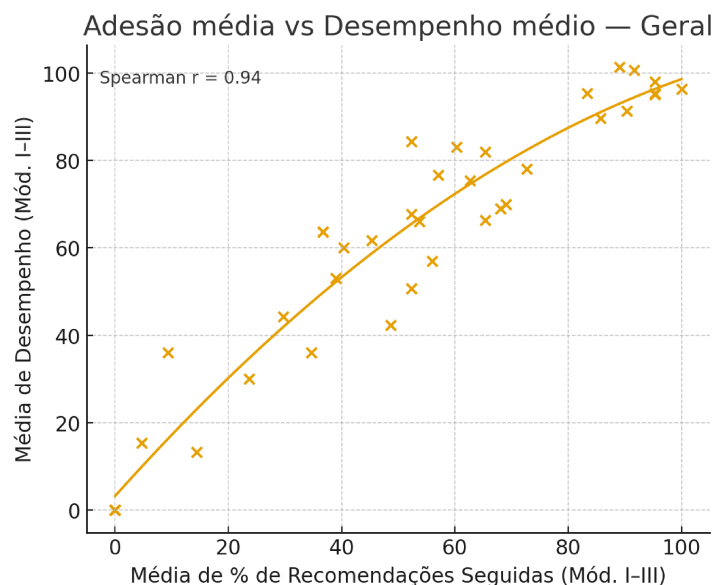


Figura 39 – Relação entre adesão média às recomendações (módulos I-III) e desempenho médio, com ajuste polinomial de 2º grau. O coeficiente de Spearman é anotado na figura.

A Tabela 24 apresenta as correlações de Spearman entre *conclusão* (c) e *desempenho* (p) por módulo (MI, MII, MIII) e no agregado (O). Como não assumimos normalidade dos dados, utilizamos Spearman (HAUKE; KOSSOWSKI, 2011); a interpretação dos coeficientes (ρ) segue (BABA; VAZ; COSTA, 2014): *muito fraca* [0,0, 0,2), *fraca* [0,2, 0,4), *moderada* [0,4, 0,7), *forte* [0,7, 0,9) e *muito forte* [0,9, 1,0], considerando significância para $p < 0,05$.

No nível intramódulo, a expectativa de que concluir mais atividades se associe a melhor desempenho é confirmada: em MI, a associação é *muito forte* entre MI-c e MI-p ($\rho \approx 0,996$, $p < 0,001$); em MII, a correlação entre MII-c e MII-p é *forte*, no limiar superior ($\rho \approx 0,700$, $p < 0,001$); em MIII, MIII-c e MIII-p também exibem correlação *forte* ($\rho \approx 0,858$, $p < 0,001$). No agregado, a conclusão geral (O-c) e o desempenho geral (O-p) apresentam correlação *muito forte* ($\rho \approx 0,943$, $p < 0,001$), reforçando que engajamento consistente (em termos de *concluir* as atividades) se traduz em melhor desempenho final.

As relações entre os módulos e o agregado mostram um gradiente coerente com a progressão do curso. A conclusão geral (O-c) correlaciona-se de forma *forte* com MII-c ($\rho \approx 0,891$, $p < 0,001$), MIII-c ($\rho \approx 0,797$, $p < 0,001$) e MI-c ($\rho \approx 0,770$, $p < 0,001$). O desempenho geral (O-p) correlaciona-se *fortemente* com MI-c ($\rho \approx 0,815$), MII-c ($\rho \approx 0,836$) e MIII-c ($\rho \approx 0,714$), além de manter associação *forte* com MIII-p ($\rho \approx 0,761$), todas com $p < 0,001$. Em contraste, os vínculos diretos entre MI e MIII são *fracos*, com MI-c×MIII-c $\rho \approx 0,308$ ($p = 0,057$, não significativo a 5%) e MI-p×MIII-p $\rho \approx 0,339$ ($p = 0,035$, significativo), o que é plausível dado o caráter diagnóstico do Módulo I e a

maior efetividade de ajustes e personalizações nos módulos subsequentes.

Em síntese, os resultados com *conclusão* mostram (i) coerência intramódulo elevada entre concluir e performar, (ii) forte conexão entre MII/MIII e os indicadores agregados e (iii) sinais de que o engajamento inicial (MI) antecipa o desempenho global, ainda que com vínculos mais fracos para pares distantes (MI↔MIII). Na sequência, contrastamos essa leitura de *conclusão* com a análise específica de *adesão às recomendações*: enquanto as correlações por módulo e no empilhado permanecem positivas, a agregação por estudante (médias M1–M3) mostra diluição do efeito — um resultado esperado quando o interesse é temporal e intraestudante —, reforçando a necessidade de leituras modulares/defasadas para captar o impacto pedagógico das recomendações.

5.5 Rastreamento de competências com M-COMPASS

Considerando que os casos de testes são realizados em turmas do Ensino à Distância Instituto Federal do Triângulo Mineiro, e que a realização dos mesmos depende do andamento do calendário acadêmico e da oferta de disciplinas na turma, mantivemos foco numa implementação rápida e eficiente, optando pelo DKVMN que oferece uma boa combinação de funcionalidades, suporte a múltiplas Componentes de Conhecimento (KCs), e simplicidade na arquitetura para quem já está familiarizado com redes neurais e estruturas de memória. Com base no DKVMN podemos então rastrear o desenvolvimento das competências do sujeito complexo e, por referência cruzada, recomendar quais tipos de atividade auxiliam o estudante a desenvolver cada competência.

Conforme explicado anteriormente, os métodos KT tem por desafio rastrear o progresso de aprendizagem do estudante, geralmente avaliando Componentes de Conhecimento. Em nosso caso, adaptamos o código para rastrear competências cognitivas de alta ordem (identificando sujeito complexo) via atividades pré-rotuladas do Moodle. Esse modelo busca identificar, através do comportamento do estudante em cada atividade, competências com maior predição de melhoria e, assim, sugerir recomendações, visando um aprendizado mais direcionado e eficaz.

Para testar esse algoritmo seria interessante iniciar uma nova turma na instituição coparticipante deste projeto, porém o código ficou disponível no decorrer do último semestre letivo. Visando avaliar o processo de recomendação do mesmo, montamos os dados utilizando o método disponível no item 3.6 deste trabalho, de modo a mensurar o desempenho dos estudantes em cada uma das competências consideradas para identificá-lo enquanto sujeito complexo, tomando como fonte, a base de dados do semestre anterior. Através dessa abordagem mostraremos abaixo que é possível melhorar desempenho caso os estudantes sigam as referidas recomendações disponibilizadas pelo código.

Como já citado, todas as atividades rotuladas pelos especialistas são aplicadas a todos os estudantes no Módulo inicial, o que nos permitiu reutilizar dados de outra turma para

gerar recomendações com o código atual. Conforme a rotulação final disponível na Tabela 11 conseguimos identificar que é possível avaliar o estudante enquanto sujeito complexo com no mínimo 3 atividades (Figura 40(a)) e no máximo 7 (Figura 40(b)) (numero máximo de atividades rotuladas para este trabalho). Considerando que é possível gerar arranjos de 3 a 7 atividades, configuramos o COMPASS com as duas opções, obtendo os seguintes arquivos de recomendações.

(a) Recomendação com 3 atividades

Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista
Lição	Resiliência	0.64
Chat	Flexibilidade	0.62
Lição	Flexibilidade	0.62

Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista
Glossário	Metacognição	0.82
Base de Dados	Metacognição	0.82
Escolha/Quiz	Metacognição	0.82

Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista
Lição	Resiliência	0.63
Chat	Flexibilidade	0.58
Lição	Flexibilidade	0.58

(b) Recomendação com 7 atividades

Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista
Chat	Flexibilidade	0.71
Lição	Flexibilidade	0.71
Glossário	Metacognição	0.71
Base de Dados	Metacognição	0.71
Escolha/Quiz	Metacognição	0.71
Glossário	Autonomia	0.65
Base de Dados	Autonomia	0.65

Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista
Chat	Transdisciplinaridade	0.54
Fórum	Transdisciplinaridade	0.54
Wiki	Transdisciplinaridade	0.54
Glossário	Cooperação	0.46
Chat	Cooperação	0.46
Fórum	Cooperação	0.46
Wiki	Cooperação	0.46

Figura 40 – Arquivos de Recomendação do código STwithDKVMN - Fonte: o autor

Os arquivos acima demonstram que as atividades são classificadas com base na probabilidade de maior proficiência nas competências, sendo sugeridas as atividades com maior previsão de sucesso. Listamos em vermelho as atividades que se repetem e, nelas, é possível identificar que determinada atividade pode estar prevista para auxiliar no desenvolvimento de mais do que uma competência. Analisando o arquivo com recomendação de 3 atividades (Figura 40(a)), especificamente em relação aos estudantes de ID 406 e 421, temos uma restrição na recomendação, pois, das 3 atividades uma se repete, implicando que as recomendações não cobrirão todas as competências do sujeito complexo (veja Tabela 11), motivo este que nos direciona a configurar o código para utilizar o número máximo de atividades a serem recomendadas.

Ao utilizar o resultado das atividades aplicadas no Módulo 1 da turma anterior, geramos as recomendações com o M-COMPASS (conforme Figura 40(b)) e focamos em verificar quais competências tinham previsão de melhoria no módulo 2. Utilizando o método previsto no item 3.6, identificamos a interação dos estudantes com as atividades do Módulo 2, identificando quais competências sofreram melhoras de desempenho (Figura 41).

Comparando os dados de desempenho nas competências em relação ao Módulo 1, circulamos com borda em negrito as competências previstas de melhoria no módulo 2.

Módulo 2								
student_ID	performance	score-Skill-0	score-Skill-1	score-Skill-2	score-Skill-3	score-Skill-4	score-Skill-5	score-Skill-6
55	0,50	0,00	0,24	0,35	0,00	0,01	0,23	0,40
56	0,22	0,00	0,16	0,33	0,00	0,00	0,00	0,40
57	0,16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
58	0,29	0,50	0,47	0,53	0,33	0,05	0,25	0,50
60	0,39	1,00	0,33	0,34	0,00	0,00	0,40	0,10
62	0,50	0,00	0,39	0,33	0,67	0,34	0,25	0,00
65	0,29	0,50	0,32	0,33	0,00	0,00	0,25	0,50
123	0,00	0,50	0,15	0,12	0,00	0,17	0,25	0,40
130	0,27	1,00	0,28	0,00	0,21	0,11	0,29	0,50
143	0,00	0,50	0,32	0,23	0,04	0,00	0,25	0,50
147	0,00	0,00	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40
152	0,17	0,50	0,23	0,33	0,00	0,00	0,25	0,40
159	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
162	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
165	0,27	0,00	0,17	0,13	0,00	0,02	0,00	0,40
167	0,15	0,00	0,08	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
168	0,23	0,50	0,25	0,10	0,21	0,07	0,48	0,50
170	0,25	0,00	0,08	0,01	0,00	0,09	0,15	0,00
171	0,72	0,00	0,31	0,54	0,00	0,38	0,15	0,40
175	0,33	0,00	0,32	0,66	0,33	0,00	0,00	0,40

Figura 41 – Parte dos Resultados de desempenho das competências no Módulo 2 usando STwithDKVMN - Figura do Autor

As células em verde destacam as competências que realmente obtiveram melhoria de desempenho, as de amarelo destacam quais mantiveram o mesmo desempenho, enquanto as células marcadas de vermelho destacam aquelas que tiveram piora de desempenho.

Considerando os dados de 42 estudantes e focando somente nas competências cuja previsão indicava melhora de desempenho, temos:

- ❑ 26 estudantes obtiveram melhora em pelo menos uma competência prevista.
- ❑ 7 estudantes mantiveram o desempenho em todas as competências previstas para melhora
- ❑ 5 estudantes mantiveram e/ou pioraram o desempenho nas competências previstas
- ❑ 4 estudantes pioraram o desempenho em todas as competências previstas

Mesmo não havendo convergência entre as recomendações como citado anteriormente, pode-se verificar que o código M-COMPASS é passível de gerar recomendações que atendam predições com possibilidade de eficácia. Portanto, é interessante utilizar o M-COMPASS ao longo de uma nova turma e analisar se as recomendações são consistentes ao longo do tempo para competências semelhantes. A estabilidade dessas recomendações em diferentes momentos de avaliação pode indicar que o modelo será eficaz para uma nova turma. Neste sentido, o próximo passo para validar o código requer aplicação de novo teste.

Os resultados desta seção em conjunto com a subseção 5.4.2 sustentam simultaneamente **H2** e **H3**. Primeiro, as saídas de recomendação mostram que o sistema efetivamente produz listas orientadas por competência (via Q-Matrix) e pelo estado do

estudante, ou seja, a recomendação passa a ser uma intervenção formativa direcionada a lacunas específicas (**H2**). Segundo, ao analisar adesão às recomendações como variável de exposição do estudante, observamos associação positiva consistente com desempenho (intra-módulo e no acumulado dos módulos), o que caracteriza evidência empírica de melhora em indicadores de aprendizagem/engajamento quando a recomendação é seguida (**H3**).

5.5.1 Rastreamento de competências por adesão e alinhamento de recomendações

Para investigar o *efeito prático* das recomendações sobre as competências, analisamos a evolução média por competência entre os módulos (M1→M2→M3) em uma nova disciplina da turma de Licenciatura em Computação do IFTM. Nesta turma, estratificamos os estudantes por *faixas de adesão* às recomendações (quartis), e relacionamos *exposição recomendada por competência* com *ganho observado* na respectiva competência. Adicionalmente, utilizamos os *mapas de calor* por competência para identificar padrões de progressão por aluno, e os *gráficos de atenção/slot* como proxy de foco comportamental nas atividades que impactam cada competência. As curvas de *perda por época*, por sua vez, foram usadas como verificação de estabilidade dos ajustes, mitigando riscos de sobreajuste.

Tabela 25 – Evolução média das competências por módulo e quartil de adesão (média [IC95%]).

Módulo	Quartil	n	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6
M1	Q1	12	0.00 [0.00; 0.00]	0.01 [0.00; 0.02]	0.01 [0.00; 0.03]	0.00 [0.00; 0.00]	0.00 [0.00; 0.00]	0.03 [0.00; 0.08]	0.00 [0.00; 0.00]
M1	Q2	6	0.17 [0.00; 0.50]	0.23 [0.11; 0.36]	0.09 [0.04; 0.12]	0.04 [0.00; 0.08]	0.11 [0.03; 0.22]	0.11 [0.00; 0.28]	0.35 [0.13; 0.57]
M1	Q3	12	0.17 [0.00; 0.42]	0.29 [0.20; 0.38]	0.16 [0.07; 0.27]	0.23 [0.11; 0.37]	0.03 [0.00; 0.07]	0.08 [0.00; 0.17]	0.34 [0.22; 0.47]
M1	Q4	9	0.89 [0.67; 1.00]	0.51 [0.40; 0.62]	0.35 [0.25; 0.45]	0.12 [0.09; 0.16]	0.31 [0.13; 0.52]	0.55 [0.43; 0.67]	0.44 [0.27; 0.62]
M2	Q1	9	0.00 [0.00; 0.00]	0.03 [0.00; 0.07]	0.01 [0.00; 0.03]	0.00 [0.00; 0.00]	0.00 [0.00; 0.00]	0.04 [0.00; 0.11]	0.00 [0.00; 0.00]
M2	Q2	10	0.10 [0.00; 0.30]	0.23 [0.14; 0.34]	0.07 [0.03; 0.12]	0.05 [0.02; 0.07]	0.02 [0.00; 0.05]	0.13 [0.03; 0.23]	0.19 [0.08; 0.33]
M2	Q3	10	0.10 [0.00; 0.30]	0.34 [0.26; 0.42]	0.22 [0.09; 0.36]	0.14 [0.08; 0.21]	0.10 [0.00; 0.20]	0.22 [0.07; 0.39]	0.44 [0.30; 0.59]
M2	Q4	10	0.20 [0.00; 0.50]	0.49 [0.41; 0.57]	0.36 [0.24; 0.46]	0.26 [0.16; 0.36]	0.12 [0.04; 0.20]	0.46 [0.34; 0.58]	0.38 [0.26; 0.53]
M3	Q1	13	0.08 [0.00; 0.23]	0.02 [0.00; 0.05]	0.00 [0.00; 0.00]	0.00 [0.00; 0.00]	0.00 [0.00; 0.00]	0.03 [0.00; 0.08]	0.04 [0.00; 0.12]
M3	Q2	5	0.20 [0.00; 0.60]	0.24 [0.14; 0.34]	0.17 [0.08; 0.23]	0.14 [0.03; 0.24]	0.02 [0.00; 0.06]	0.07 [0.00; 0.20]	0.10 [0.00; 0.30]
M3	Q3	12	0.50 [0.25; 0.75]	0.38 [0.30; 0.46]	0.23 [0.17; 0.29]	0.05 [0.00; 0.10]	0.15 [0.07; 0.22]	0.17 [0.08; 0.25]	0.25 [0.12; 0.38]
M3	Q4	9	0.89 [0.67; 1.00]	0.46 [0.39; 0.55]	0.30 [0.22; 0.39]	0.20 [0.09; 0.30]	0.10 [0.04; 0.17]	0.35 [0.22; 0.50]	0.11 [0.00; 0.28]

Descritivamente, a Tabela 25 traz os níveis médios por competência (C0-Resiliência, C1-Autonomia, C2-Cooperação, C3-Metacognição, C4-Transdisciplinaridade, C5 Flexibilidade, C6- Criatividade) com IC95%, estratificados por quartis de adesão (Q1–Q4) em cada módulo (M1–M3). Três padrões se destacam:

1. Gradiente por adesão dentro de cada módulo. Em M1 e M2 há clara monotonicidade Q1→Q4 para várias competências — por exemplo, em M1: C1 sobe de 0,01 [0,00; 0,02] (Q1) para 0,51 [0,40; 0,62] (Q4); C5 de 0,03 [0,00; 0,08] para 0,55 [0,43; 0,67]; C2 de 0,01 [0,00; 0,03] para 0,35 [0,25; 0,45]. Em M2, o mesmo desenho se repete (p.ex., C1: 0,03 → 0,49, C2: 0,01 → 0,36, C3: 0,00 → 0,26, C5: 0,04 →

0,46 de Q1 para Q4). Esse gradiente é coerente com a hipótese de que maior adesão às recomendações se associa a níveis médios mais altos de competência (compatível com um teste de tendência do tipo Jonckheere–Terpstra).

2. Consolidação com leve “achatamento” em M3 no topo. Em M3 o padrão Q1→Q4 permanece para a maioria das competências, mas os níveis do Q4 tendem a estabilizar/recusar levemente em relação a M2 (p.ex., C1: 0,49→0,46; C2: 0,36→0,30; C3: 0,26→0,20; C5: 0,46→0,35). Isso sugere saturação/calibração no último módulo (mais alunos próximos do teto), não necessariamente perda de tendência. Note que C6 em M3 apresenta Q4 mais baixo (0,11 [0,00; 0,28]) e ICs largos, indicando maior incerteza e possível esparsidade de sinal nessa competência no fim do curso.
3. Resiliência (C0) aparece e mantém gradiente. C0 mostra níveis muito baixos em Q1 e altos em Q4 em M1 (0,00→0,89) e M3 (0,08→0,89), com ICs amplos em grupos pequenos (p.ex., M3–Q2, n=5), o que recomenda interpretar com cautela as diferenças finas entre quartis intermediários.

Em resumo, a leitura por quartis de adesão confirma o vínculo positivo entre seguir recomendações e níveis médios de competências nos três módulos, com ganhos robustos em C1, C2 e C5 sobretudo em M1–M2, e leve estabilização no topo em M3. Para discutir “ganhos” (deltas) entre módulos, podemos complementar com uma tabela de diferenças M1→M2, M2→M3 e M1→M3 por quartil (com IC95%), mas a evidência já presente aponta que aderir mais tende a elevar os níveis de competência, especialmente nas fases de meio de curso.

As Figuras 42, 43 e 44 sintetizam, de forma visual, como as **competências médias (C1–C6) variam entre faixas de adesão às recomendações** em cada módulo. Cada barra corresponde a um *quartil de adesão* (Q1 = menor adesão → Q4 = maior adesão) e inclui IC95%. Em termos interpretativos, os gráficos permitem: (i) **comparar níveis médios de competência** entre Q1–Q4, (ii) **ver o gradiente de adesão** (se há tendência crescente de C1–C6 com maior adesão) e (iii) **julgar a robustez visual** das diferenças pela sobreposição (ou não) dos intervalos de confiança. Em geral, observa-se *tendência de aumento das competências nos quartis mais altos de adesão*, com separações mais nítidas a partir do Módulo II (fase já com recomendações mais ajustadas ao perfil) e eventuais sobreposições no Módulo I (caráter diagnóstico). Diferenças mais claras costumam emergir em competências como *Autonomia* (C1), *Cooperação* (C2), *Metacognição* (C3) e *Flexibilidade* (C5), enquanto variações em *Transdisciplinaridade* (C4) e *Criatividade* (C6) podem apresentar maior heterogeneidade entre módulos.

A competência C0 (*Resiliência*) não é exibida porque, no desenho atual, deriva-se exclusivamente da atividade *Lição* e não dispõe do mesmo conjunto de sinais distribuídos ao longo das demais atividades do módulo; isso reduz a variabilidade entre estudantes e

inviabiliza uma comparação justa por quartis. Incluir C0 nesses gráficos poderia sugerir “ausência de efeito”, quando, na prática, trata-se de **limitação de instrumentação**, não de relação com a adesão.

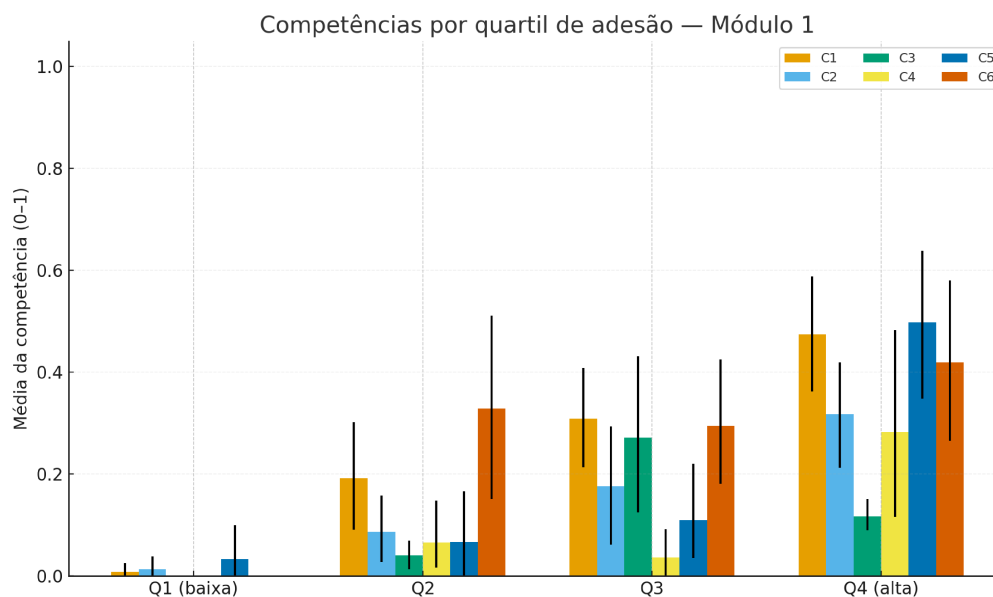


Figura 42 – Competências por quartil de adesão — Módulo I (média e IC95% por bootstrap).

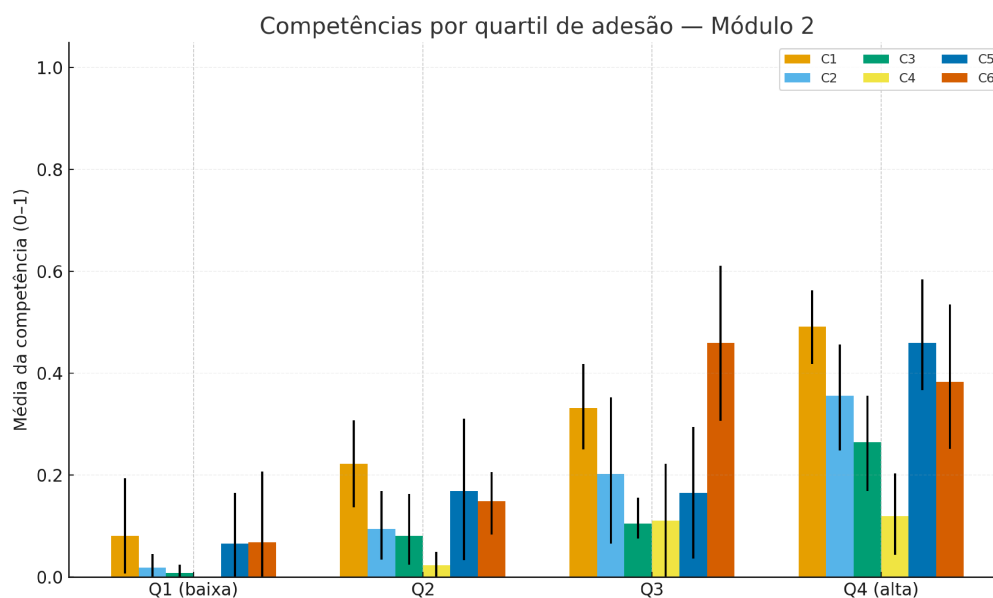


Figura 43 – Competências por quartil de adesão — Módulo II (média e IC95% por bootstrap).

No Módulo I (Figura 42), as faixas já aparecem relativamente bem separadas para várias competências — especialmente C1 (Autonomia), C2 (Cooperação) e C5 (Flexibilidade) — indicando um gradiente quase perfeito: quanto maior a adesão, maior a média

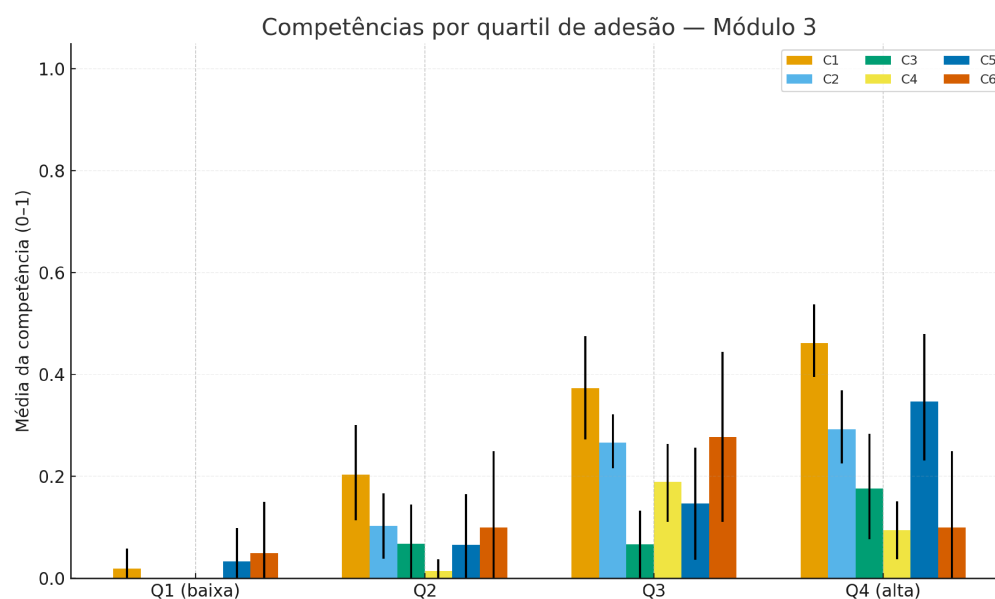


Figura 44 – Competências por quartil de adesão — Módulo III (média e IC95% por bootstrap).

da competência, e com pouca sobreposição entre Q1 e Q4. No Módulo II (Figura 43), essa separação entre quartis se torna ainda mais nítida e mais ampla em praticamente todas as competências, incluindo C4 (Transdisciplinaridade); ou seja, a diferença entre baixa adesão (Q1) e alta adesão (Q4) cresce e os intervalos de confiança se sobrepõem menos, sugerindo um efeito “dose-resposta” mais sólido justamente no módulo em que as recomendações passam a ser personalizadas. Já no Módulo III (Figura 44), o padrão geral se mantém — Q4 continua acima de Q1 para quase todas as competências — mas em algumas delas (por exemplo, C6) as faixas de adesão ficam um pouco menos separadas e os ICs se alargam, sugerindo que nem todas as competências respondem igualmente à adesão no fim do curso. Em resumo: as faixas de adesão são bem definidas desde o diagnóstico inicial, tornam-se mais claramente diferenciadas no módulo intermediário e, no módulo final, continuam distintas para competências centrais como Autonomia e Flexibilidade, ainda que algumas competências mostrem aproximação entre quartis, possivelmente por saturação (efeito teto) ou maior heterogeneidade individual.

Tabela 26 – Ganho médio de competência (Δ) por nível de exposição (*dose*) às atividades recomendadas. Valores em média [IC95%].

Competência	Janela	Dose	n	Δ média [IC95%]
C0 (Resiliência)	M1→M2	0 exp.	27	-0.222 [-0.440; -0.004]
		1 exp.	12	-0.083 [-0.375; 0.208]
		2+ exp.	0	—
	M2→M3	0 exp.	27	0.296 [0.067; 0.526]

continua na próxima página

Competência	Janela	Dose	n	Δ média [IC95%]
	M1→M3	1 exp.	12	0.333 [-0.035; 0.702]
		2+ exp.	0	—
		0 exp.	17	0.059 [-0.205; 0.323]
		1 exp.	12	0.083 [-0.208; 0.375]
		2+ exp.	10	0.300 [-0.118; 0.718]
C1 (Autonomia)	M1→M2	0 exp.	5	-0.032 [-0.286; 0.222]
		1 exp.	17	0.112 [-0.004; 0.228]
		2+ exp.	17	0.245 [0.103; 0.387]
	M2→M3	0 exp.	9	0.129 [-0.105; 0.363]
		1 exp.	22	0.084 [-0.032; 0.199]
		2+ exp.	8	0.133 [-0.059; 0.325]
	M1→M3	0 exp.	1	0.000 [0.000; 0.000]
		1 exp.	5	0.130 [-0.032; 0.292]
		2+ exp.	33	0.197 [0.107; 0.287]
C2 (Cooperação)	M1→M2	0 exp.	6	0.044 [-0.111; 0.198]
		1 exp.	27	0.070 [0.006; 0.135]
		2+ exp.	6	0.122 [-0.066; 0.311]
	M2→M3	0 exp.	14	0.114 [0.004; 0.225]
		1 exp.	14	0.051 [-0.068; 0.169]
		2+ exp.	11	0.057 [-0.083; 0.197]
	M1→M3	0 exp.	3	-0.023 [-0.055; 0.009]
		1 exp.	4	0.078 [-0.040; 0.195]
		2+ exp.	32	0.131 [0.051; 0.211]
C3 (Metacognição)	M1→M2	0 exp.	19	-0.036 [-0.127; 0.055]
		1 exp.	15	0.133 [0.007; 0.258]
		2+ exp.	5	0.400 [0.013; 0.786]
	M2→M3	0 exp.	21	0.053 [-0.010; 0.117]
		1 exp.	14	0.020 [-0.100; 0.140]
		2+ exp.	4	0.100 [-0.216; 0.416]
	M1→M3	0 exp.	9	0.011 [-0.142; 0.164]
		1 exp.	6	0.069 [-0.019; 0.156]
		2+ exp.	24	0.144 [0.044; 0.244]
C4 (Transdisciplinaridade)	M1→M2	0 exp.	23	0.055 [-0.026; 0.137]
		1 exp.	11	0.057 [-0.101; 0.215]
		2+ exp.	5	0.159 [-0.013; 0.331]
	M2→M3	0 exp.	27	0.063 [-0.028; 0.154]
		1 exp.	9	0.033 [-0.104; 0.169]
		2+ exp.	3	0.087 [-0.112; 0.285]
	M1→M3	0 exp.	15	0.053 [-0.052; 0.158]
		1 exp.	5	0.067 [-0.080; 0.214]
		2+ exp.	19	0.081 [-0.009; 0.171]
C5 (Flexibilidade)	M1→M2	0 exp.	8	0.052 [-0.110; 0.214]
		1 exp.	12	0.076 [-0.067; 0.218]
		2+ exp.	19	0.084 [-0.020; 0.188]
	M2→M3	0 exp.	10	0.175 [0.018; 0.331]
		1 exp.	15	0.104 [-0.010; 0.217]
		2+ exp.	14	0.104 [-0.068; 0.277]
	M1→M3	0 exp.	2	-0.054 [-0.614; 0.507]
		1 exp.	7	0.045 [-0.148; 0.239]
		2+ exp.	30	0.165 [0.082; 0.248]

continua na próxima página

Competência	Janela	Dose	n	Δ média [IC95%]
C6 (Criatividade)	M1→M2	0 exp.	19	-0.196 [-0.410; 0.017]
		1 exp.	4	0.210 [-0.168; 0.588]
		2+ exp.	16	-0.014 [-0.197; 0.168]
	M2→M3	0 exp.	25	-0.107 [-0.207; -0.007]
		1 exp.	9	-0.111 [-0.282; 0.060]
		2+ exp.	5	-0.190 [-0.478; 0.098]
	M1→M3	0 exp.	8	-0.158 [-0.325; 0.009]
		1 exp.	3	-0.088 [-0.206; 0.029]
		2+ exp.	28	-0.135 [-0.238; -0.032]

Tabela 27 – Correlação monotônica entre dose de exposição e ganho de competência (Spearman ρ).

Competência	M1→M2	M2→M3	M1→M3
C0 (Resiliência)	0.122	0.033	0.135
C1 (Autonomia)	0.640	-0.090	0.462
C2 (Cooperação)	0.263	-0.134	0.555
C3 (Metacognição)	0.497	0.088	0.463
C4 (Transdisciplinaridade)	0.079	0.038	0.072
C5 (Flexibilidade)	0.203	-0.153	0.522
C6 (Criatividade)	0.017	-0.147	0.196

Além de visualizar como as competências médias variam entre os quartis de adesão, nas Tabelas 26 e 27 podemos interpretar uma “história causal” entre recomendação personalizada e desenvolvimento de competências. Nesta etapa avaliamos a relação dose–resposta entre recomendação e desenvolvimento de competência. Definimos “dose” como o número de atividades recomendadas e efetivamente concluídas por um estudante que estão mapeadas para uma dada competência (por exemplo, Autonomia). Definimos “resposta” como o ganho dessa competência entre dois módulos consecutivos (por exemplo, M1→M2). Abaixo apresentamos o impacto das recomendações sobre este viés:

1. A lógica de dose–resposta aparece justamente nas competências que o sistema tenta estimular. Veja por exemplo Autonomia (C1) e Metacognição (C3), que são competências diretamente trabalhadas pelas atividades recomendadas após o diagnóstico do Módulo I.

□ Em Autonomia, na janela M1→M2, quem teve **2+ exposições** a atividades que exigem iniciativa/autogestão teve ganho médio $\Delta C1 \approx 0,25$ [0.10; 0.39], contra $\approx 0,00$ para quem teve 0 exposição. A correlação dose–resposta é alta ($\rho \approx 0,64$). Isso é exatamente o padrão que esperamos se as recomendações estiverem “empurrando” o estudante para práticas que constroem autonomia logo após o diagnóstico inicial.

- Em Metacognição (C3), ainda em M1→M2, o efeito é muito parecido: sem exposição, o ganho médio é levemente negativo ou próximo de zero ($\approx -0,04$), enquanto com 2+ exposições sobe para $\approx 0,40$ [0.01; 0.79]. A correlação dose-resposta é moderada/forte ($\rho \approx 0,50$). Ou seja, quanto mais o aluno foi direcionado a atividades que pediam planejamento, autorreflexão e monitoramento do próprio processo, maior o ganho de metacognição logo no ciclo seguinte.

Esse padrão é importante porque esses dois blocos (C1 e C3) são centrais para o “sujeito complexo” que você quer formar: autonomia e autorregulação/metacognição. Aqui, não é só engajamento genérico — é engajamento *com o tipo certo de estímulo*.

2. O efeito não some: ele se acumula ao longo do curso. Quando olhamos o ganho acumulado M1→M3 (coluna “M1→M3”):

- Autonomia (C1) mantém uma relação positiva ($\rho \approx 0,46$), e o grupo com 2+ exposições tem ganho médio $\approx 0,20$ [0.11; 0.29].
- Cooperação (C2) e Flexibilidade (C5) mostram um padrão parecido: a correlação dose-resposta acumulada é moderada a forte ($\rho \approx 0,56$ para Cooperação e $\rho \approx 0,52$ para Flexibilidade).
 - Em Cooperação, quem teve 2+ exposições acumuladas teve $\Delta C2 \approx 0,13$ [0.05; 0.21], enquanto quem praticamente não foi exposto ficou próximo de zero ou até negativo.
 - Em Flexibilidade, quem acumulou 2+ exposições tem ganho médio $\approx 0,17$ [0.08; 0.25], versus $\approx -0,05$ (IC muito largo) para quem quase não foi exposto.

Isso sugere um efeito tipo “dose prolongada”: ainda que nem toda janela isolada (M2→M3) mostre correlação positiva, o acúmulo de recomendações alinhadas àquela competência ao longo dos módulos acaba traduzindo-se em ganho líquido na competência até o final.

3. Nem toda competência responde igual — e isso também descreve um percurso:

- Transdisciplinaridade (C4) tem correlações muito baixas ($\rho < 0,10$ em todas as janelas) e ganhos médios pequenos (0.05–0.16) com IC95% cruzando 0. Isso indica que, embora o rótulo “transdisciplinaridade” esteja presente nas atividades, talvez o instrumento de medida dessa competência avance em passos mais lentos ou dependa de práticas colaborativas entre áreas que nem sempre são capturadas só por “fazer a atividade recomendada”

- ❑ Resiliência (C0) melhora principalmente em M2→M3 (ganhos médios $\approx 0,30-0,33$ mesmo com baixa exposição declarada), mas a correlação com dose é baixa ($\rho \approx 0,03$). Isso sugere que resiliência pode estar sendo trabalhada transversalmente pela própria dinâmica de continuidade no curso (persistir até o fim), e não apenas por atividades rotuladas explicitamente como “resiliência”.
- ❑ Criatividade (C6) é o caso mais crítico: os ganhos médios são próximos de zero ou até negativos, e as correlações são muito fracas (inclusive levemente negativas em M2→M3). Isso aponta que, do jeito que as atividades foram classificadas e avaliadas, simplesmente “expor” o aluno a tarefas rotuladas como criativas não garantiu um ganho mensurável de criatividade. Em tese, criatividade pode depender mais da qualidade aberta/autorais das entregas e menos da quantidade de tarefas “criativas” completadas — ou seja, talvez precise de outro tipo de métrica ou rubrica de avaliação.

4. A leitura prática para a tese:

- ❑ Há um **mecanismo pedagógico rastreável**: primeiro, o diagnóstico do perfil (Módulo I); em seguida, recomendações dirigidas às lacunas do sujeito complexo; por fim, maiores ganhos justamente nas competências para as quais houve exposição dirigida.
- ❑ O efeito é **dose-dependente** nos alvos centrais logo em M1→M2: em **Autonomia (C1)**, a correlação dose-resposta é alta ($\rho \approx 0,64$) e o grupo com 2+ exposições apresenta $\Delta C1 \approx 0,245$ [0,103; 0,387], enquanto 0 exposição fica próximo de zero; em **Metacognição (C3)**, o padrão se repete ($\rho \approx 0,50$): $\Delta C3$ cresce de $\approx -0,04$ (0 exp.) para $\approx 0,40$ [0,013; 0,786] com 2+ exposições.
- ❑ No acumulado M1→M3, o efeito se mantém e se amplia em outras competências: **Cooperação (C2)** apresenta $\rho \approx 0,56$ e $\Delta C2 \approx 0,131$ [0,051; 0,211] para 2+ exposições; **Flexibilidade (C5)** exibe $\rho \approx 0,52$ e $\Delta C5 \approx 0,165$ [0,082; 0,248] no grupo de maior exposição. Esse *acúmulo de dose* sugere que recomendações repetidas e alinhadas à competência promovem *ganho líquido* até o final do curso, mesmo quando a janela intermediária (M2→M3) não mostra, isoladamente, correlação positiva forte.
- ❑ Onde o padrão não aparece com clareza, aprendemos sobre limites do instrumento atual: **Transdisciplinaridade (C4)** tem ρ muito baixos em todas as janelas e ICs que cruzam zero, apontando possível sub-sensibilidade das métricas; **Resiliência (C0)** melhora mais em M2→M3 (ganhos médios $\approx 0,30-0,33$) com baixa correlação com a dose ($\rho \approx 0,03$), sugerindo um efeito transversal de persistência no curso; **Criatividade (C6)** mostra ganhos próximos de zero ou negativos e correlações fracas/negativas em M2→M3, indicando

necessidade de *recalibrar tarefas e rubricas* (p.ex., mais ênfase em produtos abertos/autorais e critérios de originalidade).

Em resumo, esses resultados não mostram apenas que “alunos que seguem recomendações tem melhor desempenho”. Eles mostram **qual competência melhora, quando melhora, e em que intensidade melhora** em função da **exposição dirigida** ao longo dos módulos. Isso sustenta a narrativa de impacto pedagógico do sistema de recomendação: ele não só antecipa desempenho, ele atua como um mediador que direciona práticas específicas e, com isso, promove (sobretudo) autonomia, metacognição, cooperação e flexibilidade — dimensões centrais do sujeito complexo que você quer formar.

A estratificação por quartis de adesão e a análise de dose-resposta refinam a leitura de **H3** ao indicar *onde e para quais competências* os ganhos se manifestam com maior clareza. Ao comparar Q1→Q4 e níveis de exposição (0, 1, 2+ recomendações por competência), observam-se padrões compatíveis com um efeito formativo: maior adesão/exposição tende a se associar a maiores níveis médios e/ou maiores ganhos em competências centrais, ainda que a resposta varie por competência e por módulos do curso, o que é esperado em competências de alta ordem e instrumentos comportamentais heterogêneos.

Por fim, a camada diagnóstica integra *slots de atenção, recomendações personalizadas e heatmaps* por competência. Antes de entrar nesses resultados individuais, apresentamos a matriz de correlação entre os ganhos de competência de M1 → M2 (Tabela 28). Usaremos essa matriz pois o módulo I é diagnóstico (pré-intervenção personalizada), já o Módulo II incorpora recomendações individualizadas baseadas no perfil do estudante, sendo assim, $\Delta M1 \rightarrow \Delta M2$ é exatamente o “primeiro efeito após intervenção”, ou seja, se nossas recomendações estão atuando como tratamento pedagógico, é aqui que o efeito deveria aparecer.

A Tabela 28 cumpre dois papéis centrais, primeiro, ela revela se os ganhos de competência dos estudantes acontecem de forma conjunta ou isolada. Quando duas competências apresentam correlação positiva entre seus ganhos, isso sugere que elas tendem a amadurecer em paralelo (co-desenvolvimento); já correlações próximas de zero indicam trajetórias mais específicas, em que o avanço em uma dimensão não implica avanço na outra. Segundo, essa matriz fornece base empírica para interpretar as recomendações personalizadas: ao recomendar atividades direcionadas a um certo conjunto de competências, o sistema não está apenas fazendo um mapeamento direto atividade→competência, mas embutindo o histórico observado de que exposição a essas atividades costuma estar associada a ganho mensurável nessas dimensões e, em alguns casos, também em dimensões relacionadas. Essa leitura, articulada com (i) os pesos de atenção por competência nos *slots* (isto é, quais dimensões o modelo considera prioritárias para cada estudante em cada módulo) e (ii) os padrões de adesão efetiva e execução de atividades capturados nos heatmaps, fecha o ciclo de rastreamento: identificamos as necessidades, recomenda-

mos atividades coerentes com essas necessidades e, depois, verificamos se os ganhos reais seguem um padrão consistente (isolado ou em bloco). Esse encadeamento dá suporte causal ao argumento de que as recomendações não são apenas descritivas, mas atuam como intervenção pedagógica orientada ao desenvolvimento de competências ao longo dos módulos.

Tabela 28 – Correlação de Spearman entre ganhos de competência ($\Delta M1 \rightarrow M2$) por estudante ($n=39$). Cada célula mostra ρ na primeira linha e o p -valor na segunda linha. **Legenda:** C0=Resiliência, C1=Autonomia, C2=Cooperação, C3=Metacognição, C4=Transdisc., C5=Flexibilidade, C6=Criatividade.

	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C0	1.00 <.001						
C1	0.45 .004	1.00 <.001					
C2	0.08 .634	0.64 <.001	1.00 <.001				
C3	-0.01 .962	0.21 .197	0.09 .611	1.00 <.001			
C4	0.38 .017	0.60 <.001	0.49 .002	0.17 .291	1.00 <.001		
C5	0.59 <.001	0.48 .002	0.29 .079	0.29 .076	0.38 .016	1.00 <.001	
C6	0.10 .558	0.76 <.001	0.40 .011	-0.01 .949	0.22 .181	0.25 .126	1.00 <.001

Para tornar concreto o funcionamento do rastreamento de competências, podemos analisar o estudante **ID 55** como estudo de caso. Este caso nos permite ilustrar como (i) as competências diagnosticadas no Módulo I (Figura 45), (ii) as prioridades de atenção estimadas pelo modelo, (iii) as recomendações de atividade e (iv) a matriz de correlação de ganhos entre competências ($M1 \rightarrow M2$) se encaixam em uma linha causal coerente.

Recomendações de atividades após o Módulo 1		
=====		
Recomendações para o estudante 55:		
Atividade	Habilidade	Pontuação Prevista

Glossário	Cooperação	0.56
Chat	Cooperação	0.56
Fórum	Cooperação	0.56
Wiki	Cooperação	0.56
Lição	Resiliência	0.54
Chat	Flexibilidade	0.54
Lição	Flexibilidade	0.54

Figura 45 – Atividades recomendadas para aluno de Id 55 ao fim do Módulo I.

No fechamento do Módulo I, após o refinamento via consultas SQL, o perfil de competências estimado para o estudante 55 era o seguinte: Resiliência muito baixa (C0-M1 = 0,0), Autonomia moderada (C1-M1 = 0,52), Cooperação moderada (C2-M1 = 0,47),

Metacognição baixa ($C3-M1 = 0,12$), Transdisciplinaridade ausente ($C4-M1 = 0,0$), Flexibilidade ausente ($C5-M1 = 0,0$) e Criatividade relativamente alta ($C6-M1 = 0,69$). Esse vetor já indica um padrão pedagógico importante: o estudante mostra sinais produtivos em criatividade e alguma autonomia/coooperação inicial, mas ainda não apresenta indícios comportamentais ligados a adaptação estratégica (flexibilidade), atravessamento de domínios (transdisciplinaridade) ou autorregulação emocional frente ao esforço prolongado (resiliência).

Valores de Atenção por Slot de Memória - Estudante 55

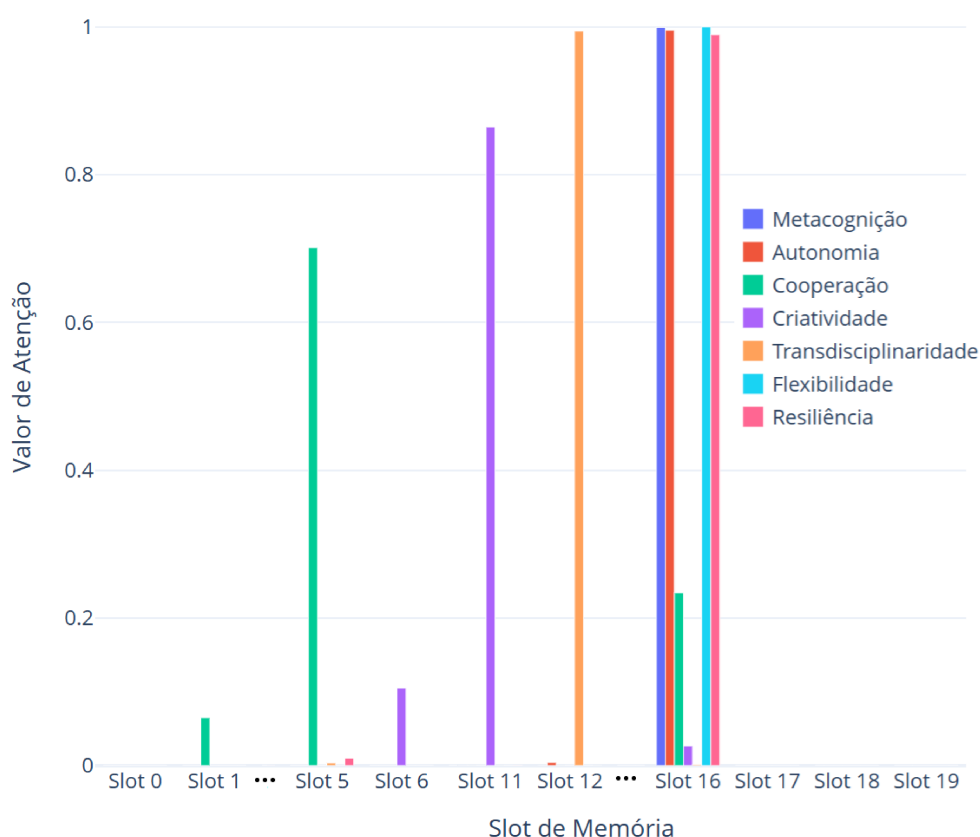


Figura 46 – Atividades recomendadas para aluno de Id 55 ao fim do Módulo I.

Quando o modelo calcula *slots* de atenção (as distribuições de peso que indicam, para aquele momento, quais competências “merecem foco”), o **slot 16** do estudante 55 aparece como altamente concentrado em competências que ele ainda não domina: $at-C0 = 0,98941$ (resiliência), $at-C5 = 1,0$ (flexibilidade), $at-C3 = 0,999232$ (metacognição) e $at-C1 = 0,995462$ (autonomia). Isso quer dizer: para esse estudante, o modelo está sinalizando claramente que o próximo passo formativo deveria trabalhar, de forma priorizada, autorregulação/esforço sustentado ($C0$), capacidade de mudar de estratégia e adaptar rotas ($C5$), reflexão sobre a própria forma de aprender ($C3$) e fortalecimento contínuo de autonomia ($C1$). Em contraste, Cooperação ($C2$) e Criatividade ($C6$) recebem pesos me-

nores no slot de atenção ($at-C2 = 0,233882$; $at-C6 = 0,2684868$), sugerindo que, embora úteis, elas não são as urgências imediatas; Transdisciplinaridade (C4) praticamente não aparece ($at-C4 = 0,0$), o que indica que, naquele ponto, ampliar conexões entre domínios não era o foco primário definido pelo modelo para aquele aluno.

Agora, observe a **lista de recomendações** gerada para o estudante 55. Ela prioriza atividades mapeadas justamente para as competências que o slot 16 marcou como críticas:

- ❑ *Glossário, Chat, Fórum e Wiki* aparecem todos associados à competência Cooperação, com pontuação prevista 0,56. Essas atividades não são apenas “fazer post e responder colega”: no nosso mapeamento, elas também funcionam como gatilhos de engajamento social, negociação de sentido e apoio mútuo. Para um estudante cujo perfil inicial tem Cooperação moderada ($C2-M1 = 0,47$) mas zero em Transdisciplinaridade ($C4-M1 = 0,0$) e Flexibilidade ($C5-M1 = 0,0$), colocar esse aluno em interações com pares é, pedagogicamente, uma forma de provocar tanto adaptação de estratégia (escutar alternativas, rever abordagem) quanto contato com diferentes perspectivas de conteúdo. Em outras palavras: embora a recomendação esteja etiquetada como “Cooperação”, ela opera como porta de entrada para competências que o slot apontou como prioritárias e que o aluno tem praticamente nulas (C4, C5).
- ❑ *Lição* aparece duas vezes, vinculada tanto a Resiliência (pontuação prevista 0,54) quanto a Flexibilidade (0,54). Isso conversa diretamente com os pesos altíssimos que o slot 16 atribuiu a C0 (Resiliência) e C5 (Flexibilidade), ambas zeradas no diagnóstico. A atividade Lição, no desenho do curso, envolve navegação progressiva, persistência em rotas de estudo, retomada de conteúdos e ajustes de caminho. Ou seja: ela é usada como instrumento para treinar perseverança (ficar na tarefa, mesmo quando há esforço) e mudança de rota (escolher outro caminho quando o primeiro não funciona). Justamente as duas competências onde o aluno parte de 0,0.
- ❑ *Chat* também é recomendado como Flexibilidade (0,54). O chat, ao exigir negociação rápida, reformulação de perguntas e troca de estratégia em tempo real, funciona como “laboratório” de adaptação. Esse tipo de prática está totalmente alinhado com $at-C5 = 1,0$ no slot de atenção.

Esse encaixe entre prioridades de atenção e atividades recomendadas não é acidental: ele é o coração do rastreamento de competências. O sistema não enxerga só “quais notas o aluno tirou”, mas “quais dimensões formativas estão frágeis agora” e, a partir disso, seleciona blocos de atividade que historicamente foram eficazes para trabalhar essas dimensões.

É aqui que a **matriz de correlação dos ganhos de competência (M1→M2)** (Tabela 28) reforça a interpretação causal. Nessa matriz, medimos, para todos os estudantes, como as competências tendem a crescer em conjunto entre Módulo I e Módulo II. Quando vemos correlações positivas entre ganhos de competências ligadas a autor-regulação, adaptação e interação social, isso sugere co-desenvolvimento: estudantes que ganharam em uma dessas dimensões também costumam ganhar em outra. Em termos práticos, isso justifica usar atividades sociais (Glossário, Fórum, Chat, Wiki) não apenas para “Cooperação”, mas como instrumentos para disparar adaptação estratégica e engajamento sustentado — duas lacunas claramente identificadas no perfil do estudante 55. Por outro lado, se algumas competências mostram correlações mais fracas entre seus ganhos, isso indica que elas evoluem de forma mais independente e exigem alvos específicos. É o caso, por exemplo, de competências que já estavam altas para o estudante 55 (como aquela onde ele já inicia com valor relativamente elevado no Módulo I). O sistema, então, não desperdiça muita recomendação repetida nessas dimensões, porque a matriz de correlação não sugere que insistir mais ali traria ganho indireto relevante em outras áreas de fragilidade.

Fechando o ciclo para o estudante 55:

1. **Diagnóstico inicial (Módulo I):** perfis baixos em resiliência, flexibilidade, transdisciplinaridade e metacognição; perfis medianos/moderados em autonomia e cooperação; perfil já elevado em outra competência específica.
2. **Atenção do modelo (slot 16):** foco muito forte exatamente nas competências frágeis, sinalizando que essas são prioritárias para intervenção imediata.
3. **Lista de recomendações personalizadas:** atividades alinhadas a essas prioridades (Lição para resiliência/flexibilidade; Chat, Fórum, Wiki etc. para cooperação e adaptação social/estratégica), com pontuações previstas que indicam boa adequação para aquele estudante.
4. **Correlações de ganho M1→M2:** evidências empíricas de que, quando estudantes são expostos a esse tipo de atividade, os ganhos nas competências-alvo tendem a aparecer de forma conjunta, e não isolada — ou seja, faz sentido insistir nessas recomendações porque elas já se mostraram associadas a ganho real entre módulos.

Essa narrativa amarra os quatro elementos da nossa arquitetura: medimos o estado atual do estudante, colocamos atenção onde existe lacuna, recomendamos atividades coerentes com essa lacuna e, com base nos dados históricos de ganho entre módulos, sustentamos que essa escolha não é arbitrária — ela está associada a desenvolvimento efetivo de competências ao longo do curso.

Em complemento à análise, a evolução das competências pode ser acompanhada por meio de gráficos disponibilizados a cada módulo para cada aluno. Abaixo, apresentamos um gráfico de radar (Figura 47), já com sobreposição entre os módulos, apresentando, de forma visual, a progressão das competências para o estudante de id 55. Através do gráfico fica evidenciado no módulo 1 destaque em Criatividade ($C6 \approx 0,69$), e níveis moderados de Autonomia ($C1 \approx 0,44$) e Cooperação ($C2 \approx 0,36$). Este estudante, especificamente, executou 57% das recomendações no módulo 1 e, nas recomendações para o módulo 2 seguiu 100% das recomendações. A evolução ao seguir as recomendações é tão nítida, que no módulo 2 há um salto muito forte em Resiliência ($C0 = 1,00$), além de ganhos distribuídos em praticamente todas as competências, incluindo Metacognição ($C3 \approx 0,47$) e Flexibilidade ($C5 \approx 0,33$). M2 é claramente o pico formativo do aluno, sendo que este estudante (por motivos desconhecidos) não participou do módulo 3 nem da avaliação final.

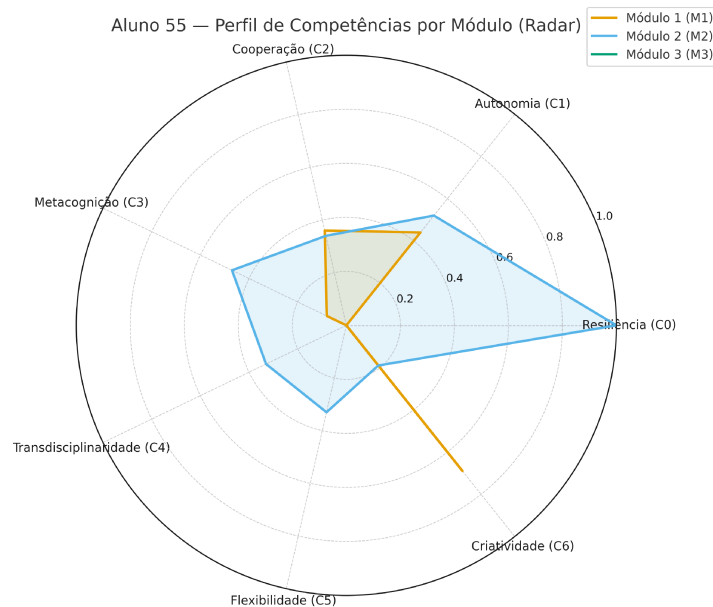


Figura 47 – Evolução média das competências do estudante de ID 55 sobre as sete competências.

Em contrapartida, ilustrando um caso de adesão gradativa às recomendações, apresentamos o caso do estudante de ID 421. Neste caso, o estudante não seguiu nenhuma recomendação no módulo 1 e, nos demais módulos (2 e 3) teve adesão às recomendações em 71% e 125% (executou mais do que o recomendado) respectivamente, acarretando em um desempenho de 100% no último módulo.

Uma leitura rápida do gráfico de radar do estudante 421 (Figura 48) permite identificar M1 praticamente zerado em todas as competências, indicando ausência de evidência de engajamento no primeiro módulo. Em M2 começa a mostrar presença em várias competências, principalmente Autonomia ($\approx 0,37$), Flexibilidade e Transdisciplinaridade ($\approx 0,33$ cada) e Criatividade ($\approx 0,47$). Ou seja: ele aparece como aluno que já atua de

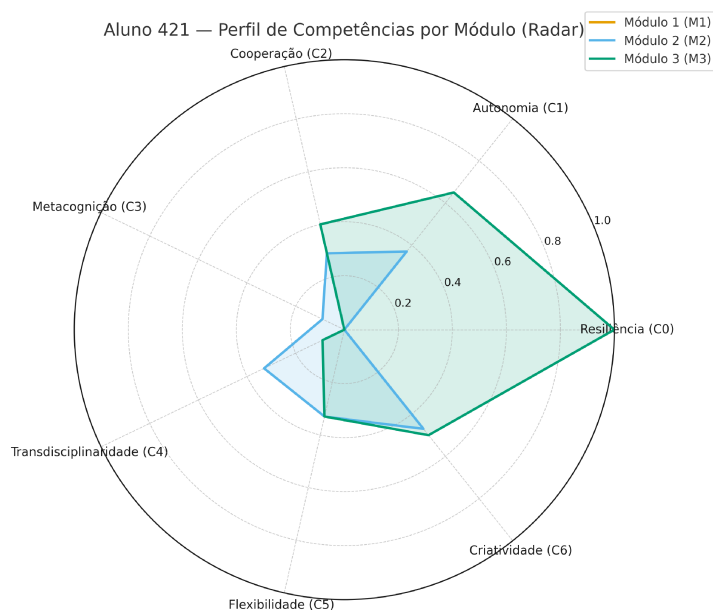


Figura 48 – Evolução média das competências do estudante de ID 55 sobre as sete competências.

forma criativa e relativamente autônoma no M2. Por fim, M3 dá um salto em Resiliência (1,00) e Autonomia (0,65), mantendo níveis médios de Criatividade ($\approx 0,50$). Aqui o estudante se apresenta como alguém mais independente e persistente. Esta narrativa indica que o aluno começou a demonstrar traços de competências que evoluíram a medida que aderiu às recomendações nos módulos subsequentes ($M_2 \rightarrow M_3$).

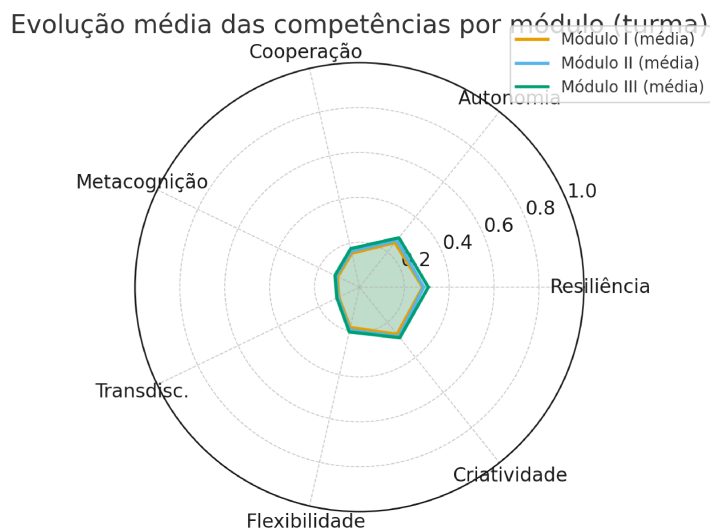


Figura 49 – Evolução média das competências por módulo. Cada traçado representa a média da turma em um módulo (I, II, III) sobre as sete competências.

Apresentamos também para a turma, conforme ilustrado na Figura 49, a evolução média das competências por módulo. Cada eixo radial é uma competência e para cada competência, temos três valores médios: Módulo I (perfil diagnóstico), Módulo II (reco-

mendações já personalizadas) e Módulo III (trajetória final). As curvas ficam ligeiramente mais “distendidas” de $M1 \rightarrow M2 \rightarrow M3$ em quase todos os eixos, em outras palavras, os resultados indicam um ganho médio longitudinal da turma, não só em uma competência isolada, mas de forma multicompetencial, sugerindo assim, que as recomendações foram efetivas em promover um desenvolvimento equilibrado do perfil de competências, alinhado aos princípios do sujeito complexo.

Onde o padrão dose–resposta não apareceu (por exemplo, em competências como Transdisciplinaridade e Criatividade), os casos costumaram ter uma ou mais das seguintes limitações empíricas: (i) baixa adesão do estudante às atividades recomendadas naquela competência específica; (ii) esparsidade de sinal — isto é, poucas atividades efetivamente mapeadas para aquela competência ao longo do módulo, o que reduz nossa capacidade de estimar ganho; e/ou (iii) metas de competência que não estavam suficientemente cobertas pelo conjunto de atividades avaliadas naquele intervalo pedagógico. Em outras palavras, a ausência de gradiente claro não implica que a competência seja irrelevante, mas sim que não houve estímulo consistente + observável o bastante para estimar um efeito confiável naquele período.

Para verificar se os indícios positivos observados (gradiente por quartis de adesão, efeito dose–resposta em C1/C3 e, acumulado, em C2/C5, além de progressões individuais coerentes com as recomendações) poderiam ser artefatos de sobreajuste — isto é, o modelo “decorar” o conjunto específico de alunos/atividades —, inspecionamos as curvas de perda (*loss*) ao longo das épocas de treino em cada módulo (Figuras 50, 51 e 52)⁸.

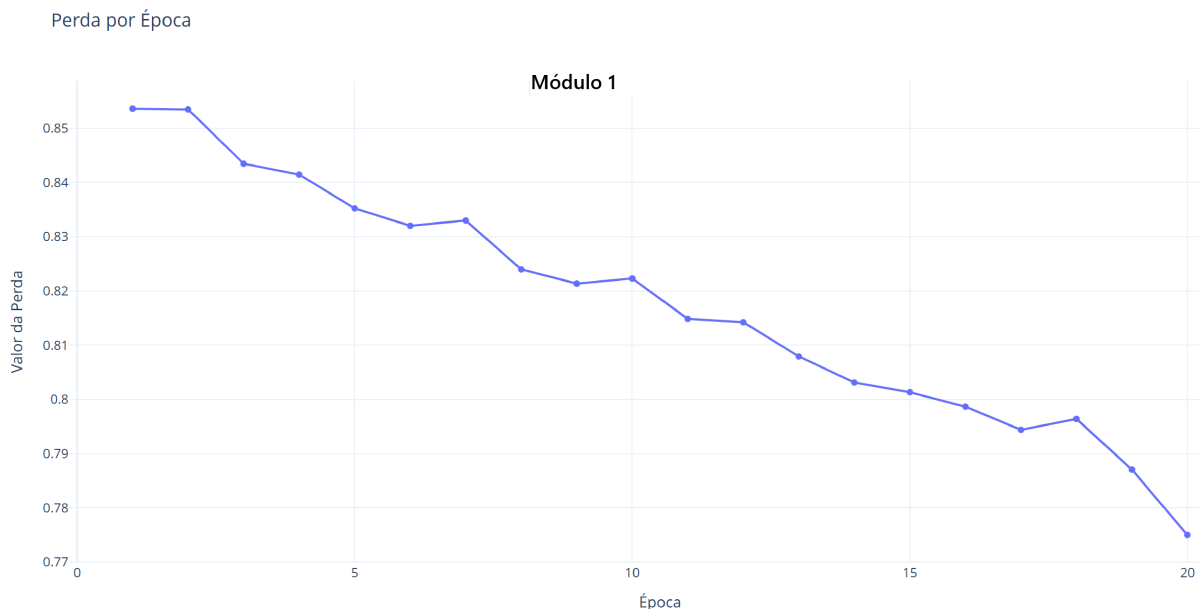


Figura 50 – Perda por época - Módulo 1

⁸ As curvas são acumulativas. Para resumir por módulo, definimos o *loss* inicial/final como o primeiro/último ponto do segmento correspondente (M1: 1–20; M2: 21–40; M3: 41–60), e calculamos $\Delta\text{Loss} = \text{final} - \text{inicial}$.

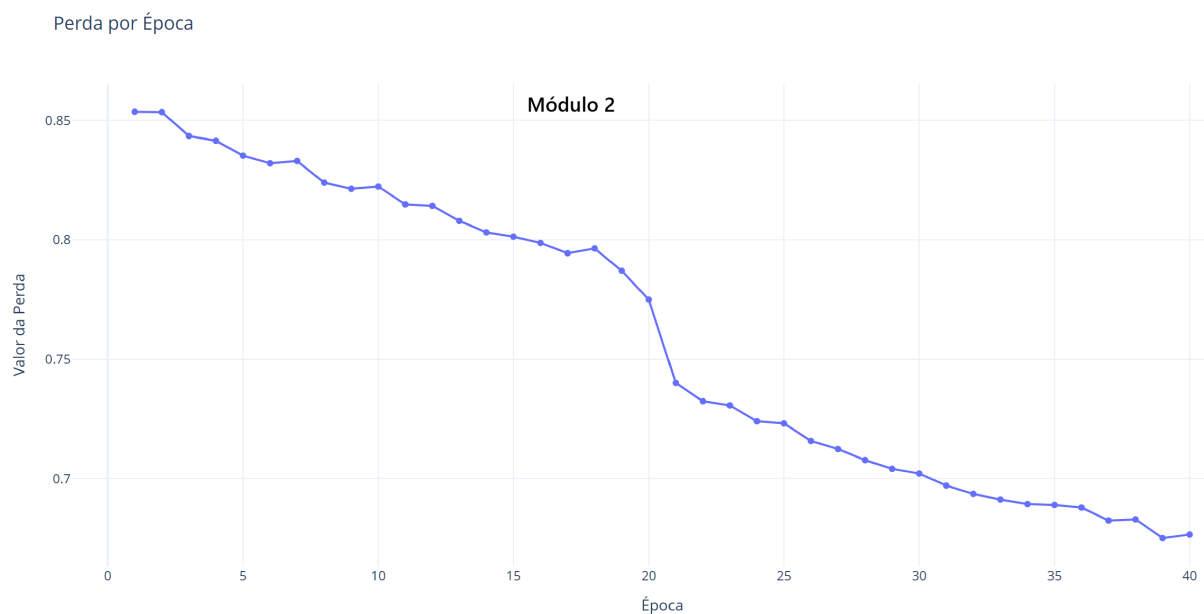


Figura 51 – Perda por época - Módulo 2

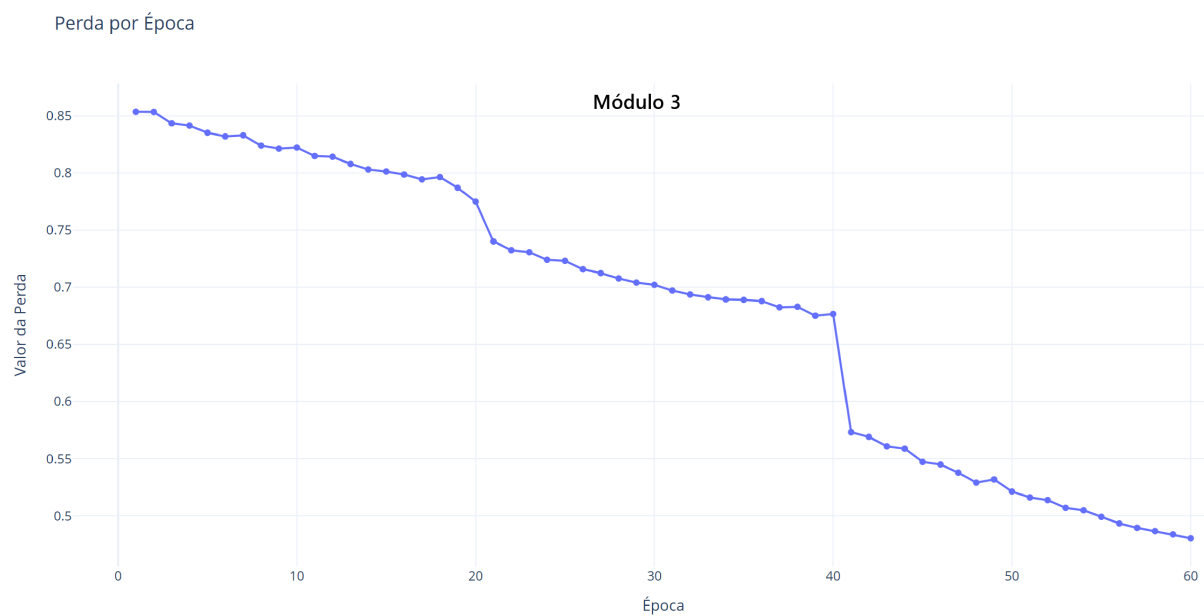


Figura 52 – Perda por época - Módulo 3

A inspeção das curvas de *loss* mostra queda estável em cada **segmento de 20 épocas** (M1: 1–20; M2: 21–40; M3: 41–60) — isto é, o traço é **cumulativo**, não significa que M2 tenha sido treinado por 40 épocas nem M3 por 60. Em cada segmento, observa-se redução consistente da perda, sem explosões ou oscilações caóticas, o que é compatível com bom ajuste sem indício de sobreajuste severo.

Tabela 29 – Resumo do treinamento por módulo: número de épocas (N), perda inicial e final, e variação total da perda, a partir dos gráficos de *loss* por época.

Módulo	Épocas (N)	Loss inicial	Loss final	ΔLoss (final – inicial)
Módulo 1 (ép. 1–20)	20	0.854	0.775	–0.079
Módulo 2 (ép. 21–40)	20	0.854	0.677	–0.177
Módulo 3 (ép. 41–60)	20	0.854	0.480	–0.373

Nota. As curvas no relatório são mostradas de forma cumulativa (1–60 épocas). Cada linha da tabela resume apenas o **segmento** correspondente a cada módulo (20 épocas por módulo).

Por fim, a Tabela 29 sintetiza o comportamento da perda (*loss*) em cada **segmento de 20 épocas** correspondente aos módulos. Inspeccionando as curvas por época, observa-se queda monotônica e progressiva da perda em todos os segmentos, com reduções de aproximadamente –0,08 no Módulo I (ép. 1–20), –0,18 no Módulo II (ép. 21–40) e –0,37 no Módulo III (ép. 41–60), partindo de valores iniciais em torno de 0,85 e chegando a cerca de 0,48 ao final do último segmento. Essa trajetória indica melhora contínua do ajuste com estabilização gradual (sem explosões nem oscilações caóticas) — um padrão compatível com bom ajuste e sem indício de sobreajuste severo. Em outras palavras, as recomendações de cada módulo derivam de um estado do modelo que ainda generaliza, e não de um ajuste superespecífico ao ruído daquela turma; isso reforça que os padrões observados (gradiente por adesão, relação dose–resposta e progressões individuais coerentes) refletem efeitos pedagógicos reais e replicáveis. artefatos estatísticos.

5.5.2 Métricas de desempenho preditivo, confiabilidade e estabilidade (monitoramento)

Além das análises pedagógicas (adesão, dose–resposta e ganhos por competência), reportamos métricas técnicas para monitorar o comportamento do M-COMPASS por módulo e no agregado. O objetivo aqui *não* é substituir a avaliação educacional, mas qualificar três aspectos operacionais: (i) o erro probabilístico nas predições, (ii) a confiabilidade/calibração das probabilidades e (iii) a estabilidade das listas Top-*K* ao longo do treinamento sequencial. A Tabela 30 sintetiza os resultados por módulo e no *overall* (interações empilhadas).

Em termos de desempenho probabilístico, o *loss* (BCE) se reduz no treinamento sequencial, com melhora mais evidente no Módulo III (BCE=0.505), enquanto o *Brier* in-

Tabela 30 – Métricas técnicas por módulo e no agregado para monitoramento do M-COMPASS. **BCE** (erro probabilístico), **AUC-ROC** (discriminação), **Brier** (calibração), **Acc@0.5** (acurácia a limiar 0.5), **NDCG@7** e **Prec@7** (qualidade do ranqueamento Top- K , com $K = 7$), e **Jaccard@7** (estabilidade entre listas Top- K de módulos consecutivos). Nota: em M1, Jaccard@7 não se aplica por não haver módulo anterior para comparação.

Escopo Jaccard@7	n	n_test	BCE	AUC	Brier	Acc@0.5	NDCG@7	Prec@7
Módulo I	136	34	0.670	0.517	0.105	0.588	0.902	0.945
—								
Módulo II	144	36	0.649	0.618	0.077	0.722	0.923	0.945
0.792								
Módulo III	122	30	0.505	0.517	0.110	0.800	0.908	0.945
0.862								
Overall	402	100	0.613	0.581	0.096	0.700	0.911	0.945
0.827								

dica calibração razoável no agregado (0.096), com melhor cenário no Módulo II (0.077) (coerente com o treino sequencial e acúmulo de evidência). Considerando que quanto menor melhor, o Brier foi baixo e melhor do que um baseline ingênuo que sempre prevê a prevalência do conjunto de teste. Já a discriminação (AUC-ROC) oscila entre módulos: no Módulo II, o AUC atinge patamar moderado (0.618), ao passo que em Módulos I e III permanece próximo ao acaso (0.517). Essa variação é compatível com restrições do desenho por módulo (amostras de teste pequenas, possível desbalanceamento do desfecho e mudanças de distribuição entre módulos) e, sobretudo, com o uso principal do modelo como *ranqueador* para recomendação, e não como classificador único.

Quanto à qualidade do ranqueamento, NDCG@7 e Precision@7 mantêm valores elevados em todos os módulos (NDCG@7 \approx 0.90–0.92; Precision@7 \approx 0.945), sugerindo consistência do ordenamento sob o critério de relevância adotado nesta avaliação. Por fim, a estabilidade operacional das listas (Jaccard@7) é alta entre módulos sucessivos (0.792 de M1→M2 e 0.862 de M2→M3), indicando que o treinamento sequencial incorpora novas evidências sem provocar reordenações abruptas no Top- K .

Em conjunto, essas métricas reforçam que (i) o treinamento se mantém estável, (ii) as probabilidades previstas têm confiabilidade adequada para uso operacional e (iii) as listas Top- K preservam estabilidade ao longo dos módulos, complementando as evidências pedagógicas de adesão, dose-resposta e ganhos por competência.

Considerações Finais

Esta tese desenvolveu um **recomendador de atividades** integrado ao AVEA (Moodle), fundamentado na **Teoria do Pensamento Complexo (TPC)**, com a finalidade explícita de **incentivar, observar e apoiar** o desenvolvimento das competências do *sujeito complexo* em contexto de EaD. O desenvolvimento materializou-se no **M-COMPASS**, uma adaptação do *Dynamic Key-Value Memory Network* (DKVMN) orientada a competências, aliando: (i) **rotulação pedagógica** de atividades por competências de alta ordem; (ii) **modelagem do estudante** em vetor de competências (incluindo *vetor de atenção*); e (iii) **rastreamento temporal** para priorização de recomendações alinhadas às lacunas formativas. Os aspectos conceituais e metodológicos encontram-se no Cap. 4 e os resultados empíricos no Cap. 5.

O **Objetivo Geral** desta pesquisa foi **atingido** por meio dos seguintes **objetivos específicos** e respectivos cumprimentos:

OE1) Mapear competências do sujeito complexo para atividades do Moodle.

Realizado via **rotulação multicompetência** (autonomia, metacognição, resiliência, cooperação, flexibilidade, transdisciplinaridade e criatividade), partindo de intenção pedagógica e consolidado em esquema de rótulos.

OE2) Validar a rotulação para reduzir subjetividade.

Conduzida com **especialistas** (validação qualitativa) e **técnicas quantitativas de agrupamento**, estimando consistência entre avaliadores e refinando a taxonomia de rótulos.

OE3) Modelar o estudante a partir de evidências comportamentais.

Implementada por meio de um **perfil de competências** que evolui ao longo dos módulos, incorporando **mecanismo de atenção** para capturar interdependências entre competências.

OE4) Gerar recomendações personalizadas de atividades.

Executada no **M-COMPASS**, que combina perfil estimado, rótulos pedagógicos

e memória temporal para montar listas de atividades *não genéricas*, orientadas às lacunas por competência no módulo vigente.

OE5) Avaliar o efeito da adesão às recomendações.

Analisada empiricamente, evidenciando associação entre **seguir as recomendações** e **ganhos formativos** (competências-alvo) e **melhora de desempenho** acadêmico em módulos subsequentes.

Essa trajetória sinaliza a passagem de recomendadores centrados em conteúdo/acerto-erro para um **paradigma formativo**, no qual as recomendações visam **competências complexas** e mensuram seus efeitos de forma explicável.

6.1 Avaliação e cumprimento das hipóteses

Os resultados do Capítulo 5 sustentam as três hipóteses desta tese, relacionando: (i) a construção/validação do modelo do estudante, (ii) a geração de recomendações orientadas por competência, e (iii) a associação entre adesão às recomendações e indicadores de aprendizagem.

H1 É possível identificar e estimar **competências do sujeito complexo** a partir do comportamento do estudante em atividades **rotuladas** no Moodle, independente de questionários de autoavaliação.

H2 O perfil de competências estimado pode **personalizar recomendações** de atividades, ao combinar rótulos pedagógicos e **memória temporal** do progresso.

H3 A **adesão** às recomendações multicompetência está associada a **ganho** nas competências-alvo e a **melhora de desempenho** acadêmico posterior.

H1 (Modelo do estudante por comportamento observável). Em relação à H1, mostramos que as competências do sujeito complexo podem ser estimadas a partir de evidências observáveis de interação no AVEA, combinando desempenho e sinais comportamentais extraídos por consultas SQL (p.ex., cadência, diversidade, reciprocidade e progressão). Essa evidência é sustentada pela validação do modelo do estudante no *baseline* e, principalmente, pelo refinamento pós-SQL com diagnóstico Ridge+ β e LOO, que melhora a coerência dos escores e identifica componentes redundantes/ruidosos (ver subseção 5.3.1, subseção 5.3.2 e comparação realizada na subseção 5.3.3).

H2 (Recomendação personalizada orientada por competência e memória). Quanto à H2, ao combinar (i) a Q-Matrix (atividade \times competência), (ii) o estado estimado do estudante por competência e (iii) a atualização temporal do modelo, foi possível gerar listas de recomendação direcionadas a lacunas específicas por estudante e por módulo, e não recomendações genéricas por tipo de recurso. Essa lógica é operacionalizada

no M-COMPASS e ilustrada por exemplos de recomendação e explicabilidade (atenção/-memória) discutidos na subseção 5.4.2. Além disso, a representação multicompetência permite justificar as sugestões em termos de competências-alvo e sua evolução, apoiando o uso pedagógico das recomendações.

H3 (Evidências empíricas: adesão, desempenho e dose-resposta). Por fim, a H3 é sustentada pela análise empírica em que maior adesão às recomendações se associa a melhores indicadores de aprendizagem: observam-se correlações monotônicas positivas entre adesão e desempenho por módulo e no empilhado, com intervalos de confiança que não incluem zero (Tabela 23). A estratificação por quartis e a análise de dose-resposta por competência complementam essa evidência ao mostrar que maior exposição a atividades recomendadas para uma competência tende a se alinhar a maiores ganhos observados nessa competência (Figuras 42 a 44 e Tabelas 26 e 27). Ressalta-se que esses achados caracterizam evidência associativa consistente; inferências causais requerem validação controlada em larga escala.

Em conjunto, os resultados indicam que o pipeline Moodle \rightarrow SQL \rightarrow modelo do estudante \rightarrow recomendação é operacional, interpretável e empiricamente consistente com as hipóteses propostas, com limitações principalmente relacionadas ao desenho observacional (ausência de A/B controlado) e à natureza proxy dos sinais comportamentais.

6.2 Principais Contribuições

Considerando o processo de ensino e aprendizagem, a dimensão formativa composta por competências de alta ordem constitui uma lacuna que a EaD contemporânea tem dificuldade de observar e apoiar de forma personalizada, dado que (i) os AVEA capturam majoritariamente traços comportamentais de baixo nível (cliques, acessos, tempo de tela), pouco sensíveis a processos autorregulatórios e colaborativos; (ii) a avaliação tende a privilegiar produtos finais e acertos/erros, com pouca visibilidade do processo (planejamento, monitoramento e revisão); e (iii) a escala e a heterogeneidade das turmas inviabilizam o acompanhamento individual contínuo por docentes sem apoio algorítmico. Ao modelar essas competências e mapear atividades alinhadas, o recomendador supre essa lacuna, tornando mensuráveis sinais antes difusos e possibilitando intervenções dirigidas. Além disso, os experimentos indicaram que a recomendação não apenas convoca “mais estudo”, mas orienta o estudante para tipos específicos de atividade associados a competências de alta ordem (autonomia, cooperação, metacognição, flexibilidade, resiliência etc.), em linha com a *Teoria do Pensamento Complexo*.

Neste sentido, de maneira geral, destacam-se contribuições organizadas em quatro eixos:

(1) Rotulação pedagógica multicompetência das atividades Moodle

O trabalho propôs e executou um processo de **rotulação de atividades do Moodle com base nas competências do sujeito complexo**. Essa rotulação não ficou só no plano teórico: ela foi construída inicialmente de forma subjetiva (a partir da intenção pedagógica das atividades), depois discutida e refinada com especialistas, e finalmente analisada com métodos quantitativos (como agrupamento de rótulos), para estimar consistência e convergência entre avaliadores. Essa etapa mostra que é viável atribuir a uma mesma atividade *múltiplas competências de alta ordem* (por exemplo, uma tarefa que simultaneamente exige cooperação, flexibilidade e metacognição), em vez de limitar cada atividade a um único “tipo cognitivo”.

Além disso, identificamos fatores contextuais que influenciam a qualidade dessa rotulação (experiência docente com o Moodle, frequência de uso da atividade, número de turmas ministradas etc.). Isso é relevante porque desloca a rotulação de um ato puramente técnico para um processo pedagógico coletivo e iterativo, alinhado ao design instrucional.

(2) Modelo do estudante orientado a competências complexas

Ao invés de descrever o aluno apenas por acertos/erros ou notas globais, o trabalho constrói um **perfil de competências do sujeito complexo** (autonomia, resiliência, cooperação, metacognição, transdisciplinaridade, flexibilidade, criatividade) estimado diretamente a partir das interações do estudante no AVEA. Esse perfil é atualizado ao longo dos módulos e permite enxergar não só “quem sabe o quê”, mas “quem está desenvolvendo quais capacidades cognitivas e autorregulatórias”. Isso aproxima técnicas de Inteligência Artificial e Knowledge Tracing de uma visão formativa e humanizada do estudante em EaD.

(3) Rastreamento temporal e explicável de competências

Foi demonstrado um mecanismo de **rastreamento de competências ao longo de múltiplos módulos**, inspirado em abordagens de *Knowledge Tracing*, mas adaptado para competências de alta ordem em vez de apenas Componentes de Conhecimento tradicionais. Esse rastreamento registra não apenas o nível estimado de cada competência, mas também sua evolução entre módulos e sua relação com as atividades recomendadas e executadas. Isso permite dizer, por exemplo, que um estudante aumentou sua autonomia e metacognição após aderir a atividades planejadas para essas dimensões — e não simplesmente que “melhorou a nota”.

Essa camada temporal abre espaço para intervenções dinâmicas: o sistema pode priorizar competências frágeis *agora*, indicar atividades específicas e depois verificar se houve

ganho medido nessa competência *depois*. Isso aproxima o recomendador de um tutor pedagógico orientado à formação integral.

(4) Recomendação personalizada multicompetência e impacto pedagógico

A arquitetura proposta (M-COMPASS / DKVMN) mostra que **é possível recomendar não apenas “a próxima atividade”, mas um conjunto de atividades, onde cada atividade carrega múltiplas competências, e onde o conjunto cobre diferentes lacunas formativas do aluno**. Em outras palavras, o sistema consegue montar uma “prescrição pedagógica” composta por atividades que, em conjunto, estimulam autonomia, cooperação, resiliência, etc., em vez de tratar cada competência isoladamente.

Empiricamente, essa abordagem mostrou associação entre adesão às recomendações e (i) melhora em competências de alta ordem e (ii) melhora de desempenho acadêmico. Ou seja, as recomendações não foram apenas bem recebidas, mas se traduziram em resultados que interessam tanto ao professor (aprendizagem) quanto ao próprio estudante (nota).

Trazer respostas às hipóteses supracitadas e elencar as contribuições deste estudo não encerra demandas que podem trazer melhoras. O recomendador apresentado até o momento pode ser melhorado, seja utilizando mais atividades e evitando tendências; seja replicando testes com números maiores de estudantes; ou até mesmo otimizando as consultas que identificam o perfil deles. Mesmo assim, é possível afirmar que o presente trabalho contribui para a interseção entre IA e Educação, uma vez que aprimora o processo de ensino e aprendizagem através da personalização do ensino com a teoria supracitada e o uso de Redes Neurais.

6.2.1 Limitações e direções futuras

Apesar de os resultados sustentarem as hipóteses e confirmarem o potencial pedagógico do método, há limitações que abrem espaço para continuidade da pesquisa.

Primeiro, embora o processo de rotulação das atividades tenha sido validado qualitativamente (especialistas) e quantitativamente (clusterização), ele ainda parte de julgamentos humanos e, portanto, carrega viés pedagógico e institucional. Linhas futuras podem incluir automatizar parcialmente essa etapa usando modelos de linguagem e análise semântica para sugerir rótulos iniciais, deixando o especialista no papel de curador.

Segundo, a análise de impacto foi conduzida em turmas reais, mas ainda com etapas semi-automatizadas (por exemplo, geração das recomendações fora do Moodle ou com integração parcial). Estudos de implantação contínua dentro do AVEA — em que o estudante recebe recomendações “ao vivo”, aceita ou ignora, e é acompanhado módulo a módulo — permitirão avaliar efeitos de longo prazo e feedback em tempo real do professor.

Terceiro, algumas competências (por exemplo, criatividade e transdisciplinaridade) mostraram sinais mais frágeis ou ganhos menos consistentes ao longo dos módulos, su-

gerindo que tanto as métricas quanto o próprio design das atividades nessas dimensões precisam amadurecer. Isso não invalida a abordagem; ao contrário, aponta quais competências exigem refinamento metodológico para que o sistema consiga estimulá-las e medi-las com a mesma robustez observada em autonomia, cooperação, metacognição e flexibilidade.

Do ponto de vista técnico, a opção pelo DKVMN mostrou-se adequada ao objetivo formativo desta tese — pela memória explícita e pelos vetores de atenção por competência — e foi devidamente justificada nos capítulos anteriores. Como extensão natural, estudos futuros podem avaliar a robustez do M-COMPASS frente a arquiteturas alternativas de rastreamento (por exemplo, DKT/LSTM, SAKT/AKT baseados em autoatenção, abordagens gráficas como GKT e variantes Transformer) e a ablação de componentes (memória, atenção, máscara/Q-matrix), visando refinar a qualidade e a explicabilidade das recomendações sem abrir mão do alinhamento pedagógico por competência.

Em síntese, esta tese demonstrou que a TPC é operacionalizável no Moodle por meio de rotulação multicompetência e de um modelo de estudante que interpreta o comportamento e a interação no AVA para estimar e rastrear competências ao longo do tempo. Combinando memórias chave-valor e slots de atenção, o M-COMPASS converte esse perfil em prescrições pedagógicas explicáveis, favorecendo um aprendizado holístico e balanceado. Por fim, o trabalho abre caminho para novos recomendadores orientados às competências do sujeito complexo, sustentando a viabilidade prática da abordagem e um roteiro claro de evolução (comparativos de arquitetura, ablações e implantação contínua em escala institucional).

6.3 Contribuições em Produção Bibliográfica

O início desta pesquisa ocorreu em março de 2020, porém a definição da pesquisa foi realizada posteriormente, uma vez que o primeiro semestre letivo teve início prorrogado devido à pandemia COVID-19. Esta pesquisa teve direcionamento mediante às contribuições sobre planejamento automatizado para área de pesquisa em Informática na Educação da FACOM. Em consequência disso foram desenvolvidos os seguintes trabalhos:

- ❑ **Oliveira, G. P.**, Fernandes, M. A., & Maissiat, J. (2022). Correlacionando habilidades cognitivas às atividades do Moodle a luz da teoria da complexidade. In *Anais do I Workshop de Pensamento Computacional e Inclusão* (pp. 139-150). SBC.
- ❑ Costa, N. T., de Almeida, D. J., **Oliveira, G. P.**, & Fernandes, M. A. (2022). Customized Pedagogical Recommendation Using Automated Planning for Sequencing Based on Bloom's Taxonomy. *International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)*, 20(1), 1-19.

- ❑ **Oliveira, G. P.**, Fernandes, M. A., & Maissiat, J. (2023). Validating the process for labeling Moodle activities according to Complex thinking theory. In Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (pp. 287-298). SBC.
- ❑ **Oliveira, G. P.**, Fernandes, M. A., da Costa, N.T., & Maissiat, J. (2024). A Comprehensive Analysis of Moodle Activity Recommendations using Complex thinking theory for Enhanced Learning Outcomes. Accepted In International Conference on Artificial Intelligence in Education. Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. SBC.
- ❑ **Oliveira, G. P.**, Fernandes, M. A., & Maissiat, J. (2025). Adaptando DKVMN para recomendação de atividades pedagógicas e rastreamento de competências do sujeito complexo. Submetido ao XXXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação.

Referências

ABDELRAHMAN, G.; WANG, Q.; NUNES, B. Knowledge tracing: A survey. **ACM Computing Surveys**, ACM New York, NY, v. 55, n. 11, p. 1–37, 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3569576>>.

ADOMAVICIUS, G.; TUZHILIN, A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. **IEEE transactions on knowledge and data engineering**, IEEE, v. 17, n. 6, p. 734–749, 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>>.

ADRIÃO, T. et al. Sistemas de ensino privados na educação pública brasileira: consequências da mercantilização para o direito à educação. **Acesso em**, v. 8, n. 07, p. 2017, 2015.

AGRELA, S. P. R. **Criatividade e resiliência no ensino superior**. Dissertação (Mestrado) — Universidade da Madeira (Portugal), 2020.

ALMEIDA, M. d. C. d.; CARVALHO, E. d. A.; MORIN, E. **Educação e complexidade: os sete saberes e outros ensaios**. [S.l.]: São Paulo: Cortez, 2002.

ALTHUIZEN, N.; WIERENGA, B. Supporting creative problem solving with a case-based reasoning system. **Journal of Management Information Systems**, Taylor & Francis, v. 31, n. 1, p. 309–340, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222310112>>.

ALVES, E. A.; BIANCHI, C. O pensamento complexo de edgar morin e a religação dos saberes. **Ponto-e-Vírgula**, n. 29, p. 80–96, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.23925/1982-4807.2021i29p80-96>>.

ANDERSON, J. R. et al. Cognitive modeling and intelligent tutoring. **MIT Press**, 1990. Disponível em: <<https://doi.org/10.7551/mitpress/1167.003.0002>>.

ANDERSON, L. W.; KRATHWOHL, D. R. **A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives: complete edition**. [S.l.]: Addison Wesley Longman, Inc., 2001.

APINO, E.; RETNAWATI, H. Developing instructional design to improve mathematical higher order thinking skills of students. In: IOP PUBLISHING. **Journal of Physics: Conference Series**. 2017. v. 812, p. 012100. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/812/1/012100>>.

ARAÚJO, R. R. de; TAUCHEN, G.; HECKLER, V. Currículo e formação de professores: da simplificação ao pensamento complexo. **Ensino & Pesquisa**, v. 15, n. 1, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.33871/23594381.2017.15.1.1068>>.

BABA, R. K.; VAZ, M. S. M. G.; COSTA, J. d. Correção de dados agrometeorológicos utilizando métodos estatísticos. **Revista Brasileira de Meteorologia**, SciELO Brasil, v. 29, n. 4, p. 515–526, 2014. <<https://doi.org/10.1590/0102-778620130611>>.

BAKER, R. S.; YACEF, K. et al. The state of educational data mining in 2009: A review and future visions. **Journal of educational data mining**, v. 1, n. 1, p. 3–17, 2009.

BARBOSA, R. M. et al. Ambientes virtuais de aprendizagem. In: **Ambientes virtuais de aprendizagem**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 182–182.

BARBOSA, V. C. A.; TRACTENBERG, L. Atuação do tutor na ead: competências autoavaliativas para atender aos desafios de uma educação com qualidade. **Revista Paidéi@-Revista Científica de Educação a Distância**, v. 9, n. 15, 2017.

BEHAR, P. A. **Modelos pedagógicos em educação a distância**. [S.l.]: Artmed Editora, 2009.

BEHREND, D. M.; COUSIN, C. da S.; GALIAZZI, M. do C. Base nacional comum curricular: O que se mostra de referência à educação ambiental? **Ambiente & Educação: Revista de Educação Ambiental**, v. 23, n. 2, p. 74–89, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.14295/ambeduc.v23i2.8425>>.

BRANSFORD, J. D. et al. **How people learn**. [S.l.]: Washington, DC: National academy press, 2000. v. 11.

BRAVO, V. J.; YOUNG, M. F. The impact of a collaborative wiki assignment on teaching and learning in a teacher education program. **Canadian Journal of Learning and Technology**, v. 37, n. 3, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.21432/T2KK51>>.

BRUSILOVSKY, P. Adaptive hypermedia. **User modeling and user-adapted interaction**, Springer, v. 11, p. 87–110, 2001. Disponível em: <<https://doi.org/10.1023/A:1011143116306>>.

BRUSILOVSKY, P.; MILLÁN, E. User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems. In: **The adaptive web: methods and strategies of web personalization**. Springer, 2007. p. 3–53. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9>>.

BUDER, J.; SCHWIND, C. Learning with personalized recommender systems: A psychological view. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 28, n. 1, p. 207–216, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.chb.2011.09.002>>.

BUSTAMANTE, L. A.; AYLLÓN, S.; ESCANÉS, G. Abordando la trayectoria universitaria desde el pensamiento complejo. **Praxis educativa**, SciELO Argentina, v. 22, n. 3, p. 64–70, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.19137/praxiseducativa-2018-220307>>.

CABINESS, C.; DONOVAN, L.; GREEN, T. D. Integrating wikis in the support and practice of historical analysis skills. **TechTrends**, Springer, v. 57, p. 38–48, 2013.

CABRAL, E. F. L.; CARNEIRO, K. B.; CARNEIRO, T. K. G. O pensamento complexo de edgar morin e suas contribuições ao campo da educação: Uma análise da prática desenvolvida na escola da ponte à luz da teoria da complexidade. **REVISTA OLHARES E TRILHAS**, 2021.

CAPRA, F. **A teia da vida**. [S.l.]: São Paulo: Cultrix, 1996. v. 44.

CAZELLA, S. C. et al. Desenvolvendo um sistema de recomendação de objetos de aprendizagem baseado em competências para a educação: relato de experiências. In: **Brazilian symposium on computers in education (simpósio brasileiro de informática na educação-sbie)**. [S.l.: s.n.], 2012. v. 23, n. 1.

CEN, H.; KOEDINGER, K.; JUNKER, B. Learning factors analysis—a general method for cognitive model evaluation and improvement. In: SPRINGER. **International conference on intelligent tutoring systems**. 2006. p. 164–175. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/11774303_17>.

CHANAA, A.; FADDOULI, N.-E. E. Predicting learners need for recommendation using dynamic graph-based knowledge tracing. In: SPRINGER. **International conference on artificial intelligence in education**. 2020. p. 49–53. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-52240-7_9>.

CIURANA, E. R.; LOBO, C. R. Reflexiones en torno a la relación entre pedagogía, currículo y pensamiento complejo. **Revista del Centro de Investigación. Universidad La Salle**, Universidad La Salle, v. 14, n. 48, p. 9–30, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.26457/recein.v12i48.1508>>.

CONATI, C.; GERTNER, A.; VANLEHN, K. Using bayesian networks to manage uncertainty in student modeling. **User modeling and user-adapted interaction**, Springer, v. 12, p. 371–417, 2002. Disponível em: <<https://doi.org/10.1023/A:1021258506583>>.

CONTRERAS, J. **A autonomia de docentes**, São Paulo: Cortez. [S.l.]: São Paulo: Cortez, 2002.

CORNEJO, L. L. C. et al. Self-efficacy and complex thinking in higher education students in peru. **Journal of Positive Psychology & Wellbeing**, v. 6, n. 2, p. 1288–1298, 2022. ISSN 2587-0130. © 2021 JPPW. All rights reserved. Disponível em: <<http://journalppw.com>>.

DASCALU, M.-I. et al. Educational recommender systems and their application in lifelong learning. **Behaviour & information technology**, Taylor & Francis, v. 35, n. 4, p. 290–297, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/0144929X.2015.1128977>>.

DAVIS, B. Complexity and education: Vital simultaneities. **Educational Philosophy and Theory**, Taylor & Francis, v. 40, n. 1, p. 50–65, 2008. Disponível em: <<https://doi.org/10.1111/j.1469-5812.2007.00402.x>>.

DAVIS, B.; SUMARA, D. **Complexity and education: Inquiries into learning, teaching, and research**. Routledge, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.4324/9780203764015>>.

DEGENER, S.; BERNE, J. Complex questions promote complex thinking. **The Reading Teacher**, Wiley Online Library, v. 70, n. 5, p. 595–599, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/trtr.1535>>.

DZIOB, D.; KWIATKOWSKI, Ł.; SOKOŁOWSKA, D. Class tournament as an assessment method in physics courses: A pilot study. **Eurasia Journal of Mathematics Science and Technology Education**, v. 14, n. 4, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.29333/ejmste/81807>>.

ELARAB, H. E.; MADDY, M. Enhancing skills of critical thinking by using learning management systems. **International Journal of Instructional Technology and Educational Studies**, Tanta University, Faculty of Education, v. 2, n. January, p. 4–6, 2021.

FENG, M.; HEFFERNAN, N.; KOEDINGER, K. Addressing the assessment challenge with an online system that tutors as it assesses. **User modeling and user-adapted interaction**, Springer, v. 19, p. 243–266, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11257-009-9063-7>>.

FERNÁNDEZ-GARCÍA, A. J. et al. Creating a recommender system to support higher education students in the subject enrollment decision. **IEEE Access**, IEEE, v. 8, p. 189069–189088, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3031572>>.

FERNANDO, W. Moodle quizzes and their usability for formative assessment of academic writing. **Assessing Writing**, Elsevier, v. 46, p. 100485, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.asw.2020.100485>>.

FERREIRA, V. S. A. Pensamento complexo e ensino: revisão sistemática de teses e dissertações no período de 2000 a 2020. # **Tear: Revista de Educação, Ciência e Tecnologia**, v. 12, n. 1, 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.35819/tear.v12.n1.a6312>>.

FERRO, M. R. d. C. et al. Modelo de sistema de recomendação de materiais didáticos para ambientes virtuais de aprendizagem. Universidade Federal de Alagoas, 2010.

GARCÍA, A. E. El pensamiento complejo y el desarrollo de competencias transdisciplinares en la formación profesional. **Runae**, p. 177–193, 2018.

GOLINKOFF, R. M.; HIRSH-PASEK, K. **Becoming brilliant: What science tells us about raising successful children**. American Psychological Association, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1037/14917-000>>.

GRIFFIN, T. D.; MIELICKI, M. K.; WILEY, J. Improving students' metacomprehension accuracy. **Cambridge University Press**, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1017/9781108235631.025>>.

GUO, S. Design and implementation of question recommendation system based on deep knowledge tracing. In: IEEE. **2022 3rd International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning & International Conference on Computer Engineering and Applications (CVIDL & ICCEA)**. 2022. p. 1041–1046. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/CVIDLICCEA56201.2022.9823984>>.

GÜZER, B.; CANER, H. The past, present and future of blended learning: an in depth analysis of literature. **Procedia-social and behavioral sciences**, Elsevier, v. 116, p. 4596–4603, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.992>>.

HARGREAVES, A. **O ensino na sociedade do conhecimento: a educação na era da insegurança**. [S.l.]: Porto editora Porto, 2003.

HAUKE, J.; KOSSOWSKI, T. Comparison of values of pearson's and spearman's correlation coefficients on the same sets of data. **Quaestiones geographicae**, v. 30, n. 2, p. 87–93, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.2478/v10117-011-0021-1>>.

HORN, M. B.; STAKER, H.; CHRISTENSEN, C. **Blended: usando a inovação disruptiva para aprimorar a educação**. [S.l.]: Penso Editora, 2015.

HUANG, Z. et al. Learning or forgetting? a dynamic approach for tracking the knowledge proficiency of students. **ACM Transactions on Information Systems (TOIS)**, ACM New York, NY, USA, v. 38, n. 2, p. 1–33, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3379507>>.

INDRIANA, H. et al. Development of learning strategy recommendation system to train metacognition and self-regulated learning in algorithm and data structure course. **ICEAP 2019**, p. 212–218, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.26499/iceap.v0i0.222>>.

JÁCOME, L. J. et al. Uma extensão do moodle para recomendação ubíqua de objetos de aprendizagem. **Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 10, n. 3, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.22456/1679-1916.36392>>.

JULIANI, J. P.; DONHA, R. D. G. Sistemas de recomendação de artigos científicos: Integrando o moodle com uma base de dados de acesso aberto. **EaD em Foco**, v. 13, n. 1, p. e2027–e2027, 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.18264/eadf.v13i1.2027>>.

KHAN, A. **Como identificar outliers usando a regra 1,5xFIQ**. 2021. Disponível em: <<https://pt.khanacademy.org/math/statistics-probability/summarizing-quantitative-data/box-whisker-plots/a/identifying-outliers-iqr-rule>>.

KOEDINGER, K. R.; CORBETT, A. T.; PERFETTI, C. The knowledge-learning-instruction framework: Bridging the science-practice chasm to enhance robust student learning. **Cognitive science**, Wiley Online Library, v. 36, n. 5, p. 757–798, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1111/j.1551-6709.2012.01245.x>>.

LINDSEY, R. V.; KHAJAH, M.; MOZER, M. C. Automatic discovery of cognitive skills to improve the prediction of student learning. **Advances in neural information processing systems**, v. 27, 2014.

LIPMAN, M. **Pensamiento complejo y educación**. [S.l.]: Ediciones de la Torre, 1998. v. 10.

LIU, Q. et al. Ekt: Exercise-aware knowledge tracing for student performance prediction. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, IEEE, v. 33, n. 1, p. 100–115, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2924374>>.

- LOEWEN, A. C. Creative problem solving. **Teaching Children Mathematics**, National Council of Teachers of Mathematics, v. 2, n. 2, p. 96–99, 1995. Disponível em: <<https://doi.org/10.5951/TCM.2.2.0096>>.
- LOPES, T. V. Fatores intrínsecos e extrínsecos que interferem na motivação de aprendizagem em estudantes em ead. Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2018.
- MAISSIAT, J. Interconexões entre a complexidade e o fazer docente: formação continuada e tecnologias digitais em educação a distância. 2013.
- MAO, Y. Deep learning vs. bayesian knowledge tracing: Student models for interventions. **Journal of educational data mining**, v. 10, n. 2, 2018.
- MARTÍNEZ, E.; VICUÑA, C. El pensamiento complejo en la educación. aportes teóricos y reflexivos desde una mirada global. **Revista CIEG**, v. 30, p. 33–42, 2017.
- MATTHEW, K. I.; FELVEGI, E.; CALLAWAY, R. A. Wiki as a collaborative learning tool in a language arts methods class. **Journal of Research on Technology in Education**, Taylor & Francis, v. 42, n. 1, p. 51–72, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/15391523.2009.10782541>>.
- MEDEIROS, M. F. de et al. Movimentos de um paradigma em ead: um cristal em seus desdobramentos e diferenciações. 2003.
- MONTEIRO, A.; MOREIRA, J. A.; LENCASTRE, J. A. **Blended (e) learning na sociedade digital**. [S.l.]: Whitebooks, 2015.
- MOORE, M.; KEARSLEY, G.; DISTÂNCIA, E. A. Uma visão integrada. **Tradução por Roberto Galman. São Paulo: Thomson Learning**, 2007.
- MORIN, E. Le défi de la complexité. **Chimères. Revue des schizoanalyses**, Persée-Portail des revues scientifiques en SHS, v. 5, n. 1, p. 1–18, 1988. Disponível em: <<https://doi.org/10.3406/chime.1988.1060>>.
- _____. **O pensar complexo: Edgar Morin e a crise da modernidade**. [S.l.]: Editora Garamond, 1999.
- _____. **Os Sete Saberes necessários à Educação do Futuro**. [S.l.]: São Paulo: Cortez, 2000.
- _____. **Introdução ao pensamento complexo (D. Matos, Trad.)**, Lisboa: **Instituto Piaget**. [S.l.]: Lisboa: Instituto Piaget, 2003.
- _____. **O método 4: as ideias-habitat, vida, costumes, organização**. [S.l.]: Sulina, 2005.
- MORIN, E.; CIURANA, E. R.; MOTTA, R. D. **Educar na era planetária: o pensamento complexo como método de aprendizagem pelo erro e a incerteza humana**. [S.l.]: Cortez; UNESCO, 2003.
- MORIN, E.; MOIGNE, J.-L. L. **A inteligência da complexidade**. [S.l.]: Ed. Fundação Peirópolis São Paulo, 2000.

MORIN, E. et al. **Os setes saberes necessários à educação do futuro**. [S.l.]: Cortez Editora, 2014.

MORIN, E.; PAKMAN, M. et al. **Introducción al pensamiento complejo**. [S.l.]: gedisa Barcelona, 1994.

MöBIUS. **Cats on a hot Tin Roof: An Overview of Categorical Encoding Methods: Available online**. 2021. Disponível em: <<https://www.kaggle.com/code/arashnic/cats-on-a-hot-tin-roof-cats-encoding-methods/notebook>>.

NOVO-CORTI, I.; VARELA-CANDAMIO, L.; RAMIL-DÍAZ, M. E-learning and face to face mixed methodology: Evaluating effectiveness of e-learning and perceived satisfaction for a microeconomic course using the moodle platform. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 29, n. 2, p. 410–415, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.chb.2012.06.006>>.

OBEID, C. et al. Ontology-based recommender system in higher education. In: **Companion proceedings of the the web conference 2018**. [s.n.], 2018. p. 1031–1034. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3184558.3191533>>.

ODILINYE, L. Personalized recommender system for technology enhanced learning using learners' metacognitive activities. Simon Fraser University, 2019.

OLIVEIRA, G. P.; FERNANDES, M. A.; MAISSIAT, J. Correlacionando habilidades cognitivas às atividades do moodle a luz da teoria da complexidade. In: SBC. **Anais do I Workshop de Pensamento Computacional e Inclusão**. 2022. p. 139–150. Disponível em: <<https://doi.org/10.5753/wpci.2022.227560>>.

_____. Validating the process for labeling moodle activities according to complex thinking theory. In: SBC. **Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. [S.l.], 2023. p. 287–298.

OTERO-SABORIDO, F. M.; RAMOS, F. J. V. La evaluación educativa en el currículo lomce en primaria: Análisis de los currículos autonómicos en educación física. **Revista Iberoamericana de Evaluación Educativa**, Red Iberoamericana de Investigación sobre Cambio y Eficacia Escolar, v. 12, n. 1, p. 47–58, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.15366/10.15366/riee2019.12.1.003>>.

OTT, C. et al. Illustrating performance indicators and course characteristics to support students' self-regulated learning in cs1. **Computer Science Education**, Taylor & Francis, v. 25, n. 2, p. 174–198, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/08993408.2015.1033129>>.

PACHECO, C. S.; HERRERA, C. I. A conceptual proposal and operational definitions of the cognitive processes of complex thinking. **Thinking skills and creativity**, Elsevier, v. 39, p. 100794, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.tsc.2021.100794>>.

PARESCHI, C. Z.; MARTINI, C. J. A autonomia na ead. **Revista Educação em Foco.[Internet]**, v. 1, n. 1, p. 44–53, 2017.

PERRENOUD, P. Philippe perrenoud e a teoria das competências. **São Paulo: Vozes**, 1999.

- PIECH, C. et al. Deep knowledge tracing. **Advances in neural information processing systems**, v. 28, 2015.
- PLESSIS, A. du. Complexity theory as paradigm when researching education reform: The south african case. **Bulgarian Comparative Education Society**, ERIC, 2021.
- PRETEL, V. T. G. Pensamiento complejo: Un desafío para el educador y las familias de hoy. **Educación (18133363)**, v. 25, n. 1, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.33539/educacion.2019.v25n1.1777>>.
- RAMÍREZ-MONTOYA, M. S. et al. Complex thinking in the framework of education 4.0 and open innovation—a systematic literature review. **Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity**, MDPI, v. 8, n. 1, p. 4, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/joitmc8010004>>.
- REATEGUI, E. B.; CAZELLA, S. C. Sistemas de recomendação. In: CITESEER. **XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação**. [S.l.], 2005. p. 306–348.
- RESNICK, L. **Education and reaming to think Washington**. [S.l.]: DC: National Academy Press, 1987.
- RIBEIRO, F. N. Edgar morin, o pensamento complexo e a educação. **Pró-Discente**, v. 17, n. 2, 2011.
- RICCI, F. **Recommender Systems: Models and Techniques**. Citeseer, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-6170-8_88>.
- RODRIGUES, D. G. et al. Metodologias ativas a partir de uma visão inovadora. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 6, p. e11611628939–e11611628939, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.33448/rsd-v11i6.28939>>.
- RODRIGUES, Z. A. L. Paradigma da ciência, do saber e do conhecimento e a educação para a complexidade: pressupostos e possibilidades para a formação docente. **Educar em Revista**, SciELO Brasil, p. 87–102, 2008. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S0104-40602008000200008>>.
- RODRÍGUEZ, P. et al. An educational recommender system based on argumentation theory. **AI Communications**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 30, n. 1, p. 19–36, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.3233/AIC-170724>>.
- ROMERO, C.; VENTURA, S. Educational data mining: a review of the state of the art. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (applications and reviews)**, Ieee, v. 40, n. 6, p. 601–618, 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TSMCC.2010.2053532>>.
- ROWE, M. The use of a wiki to facilitate collaborative learning in a south african physiotherapy department. **South African Journal of Physiotherapy**, v. 68, n. 2, p. 11–16, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.4102/sajp.v68i2.10>>.
- SAMIN, H.; AZIM, T. Knowledge based recommender system for academia using machine learning: a case study on higher education landscape of pakistan. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 67081–67093, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912012>>.

- SANTOS, T. G. L. d. et al. Sistemas de recomendação para o ava moodle: uma abordagem baseada em filtragem colaborativa e na taxonomia revisada de bloom. Universidade Federal da Paraíba, 2020.
- SCHOENBERGER, K. M.; LIMING, L. A. Improving students' mathematical thinking skills through improved use of mathematics vocabulary and numerical operations. **ERIC**, 2001.
- SEIBEL, S. T.; WALKER, M. R.; SOSTER, G. C. P. As contribuições do pensamento complexo de edgar morin para a formação de professores. **International Journal of Scientific Management and Tourism**, v. 10, n. 6, p. e1184–e1184, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.55905/ijsmtv10n6-004>>.
- SELF, J. Bypassing the intractable problem of student modelling. **Proc. of ITS'88, Montreal**, p. 18–24, 1988.
- SERVÍN, D. Diseño formativo interprofesional: una estrategia para desarrollar el pensamiento complejo en estudiantes de ciencias de la salud. **FEM: Revista de la Fundación Educación Médica**, SciELO Espana, v. 23, n. 1, p. 39–44, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.33588/fem.231.1038>>.
- SHIN, D. et al. Saint+: Integrating temporal features for ednet correctness prediction. In: **LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference**. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021. (LAK21), p. 490–496. ISBN 9781450389358. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3448139.3448188>>.
- SIELIS, G. A. et al. A context aware recommender system for creativity support tools. **J. Univers. Comput. Sci.**, v. 17, n. 12, p. 1743–1763, 2011.
- SNYDER, S. The simple, the complicated, and the complex: Educational reform through the lens of complexity theory. **OECD Education Working Papers**, OECD, 2013.
- SOARES, C. **Metodologias ativas: uma nova experiência de aprendizagem**. [S.l.]: Cortez Editora, 2021.
- SUBHEESH, N.; SETHY, S. S. Learning through assessment and feedback practices: A critical review of engineering education settings. **EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education**, Modestum, v. 16, n. 3, p. em1829, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.29333/ejmste/114157>>.
- SUN, X. et al. Dynamic key-value memory networks with rich features for knowledge tracing. In: **IEEE Trans Cybern.** [s.n.], 2022. p. 8239–8245. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/TCYB.2021.3051028>>.
- TAKAMI, K.; FLANAGAN, B. et al. Toward educational explainable recommender system: explanation generation based on bayesian knowledge tracing parameters. In: **International Conference on Computers in Education**. [S.l.: s.n.], 2021.
- TARRICONE, P. **The taxonomy of metacognition**. Psychology press, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.4324/9780203830529>>.

- TATSUOKA, K. K. Rule space: An approach for dealing with misconceptions based on item response theory. **Journal of educational measurement**, JSTOR, p. 345–354, 1983. Disponível em: <<https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.1983.tb00212.x>>.
- TAVARES, L. A.; MEIRA, M. C.; AMARAL, S. F. do. Inteligência artificial na educação: Survey. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 7, p. 48699–48714, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.34117/bjdv6n7-496>>.
- TEKIN, C.; BRAUN, J.; SCHAAR, M. van der. etutor: Online learning for personalized education. In: IEEE. **2015 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)**. 2015. p. 5545–5549. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICASSP.2015.7179032>>.
- TRUONG, H. M. Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities. **Computers in human behavior**, Elsevier, v. 55, p. 1185–1193, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.014>>.
- URDANETA-PONTE, M. C.; MENDEZ-ZORRILLA, A.; OLEAGORDIA-RUIZ, I. Recommendation systems for education: Systematic review. **Electronics**, MDPI, v. 10, n. 14, p. 1611, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/electronics10141611>>.
- VALENTE, J. A. et al. Informática na educação no brasil: análise e contextualização histórica. **O computador na sociedade do conhecimento. Campinas: UNICAMP/NIED**, p. 1–13, 1999.
- VALLE, L. V. Á. D.; MAYA, C. J. P.; VILLANUEVA, R. S. L. Las tareas problematizadoras como propuesta para el desarrollo del pensamiento complejo. **Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas**, Universidad Metropolitana, v. 2, n. 2, p. 75–83, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.62452/jctv7n68>>.
- VARGAS, A. M. C. La educación superior desde la visión del pensamiento complejo. **Revista Científica Ecociencia**, v. 7, p. 1–18, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.21855/ecociencia.70.288>>.
- WAQUIL, M. P.; BEHAR, P. A. Princípios da pesquisa científica para investigar ambientes virtuais de aprendizagem sob o ponto de vista do pensamento complexo. **Modelos pedagógicos de educação a distância**, p. 146–178, 2009.
- XU, F. et al. Dkvmn&mri: A new deep knowledge tracing model based on dkvmn incorporating multi-relational information. **PloS one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 19, n. 10, p. e0312022, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0312022>>.
- YANG, D. et al. Coordinated cultivation of innovative and entrepreneurial knowledge and ability of college students based on markov modeling. **Applied Mathematics and Nonlinear Sciences**, v. 9, n. 1, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.2478/amns-2024-0604>>.
- ZHANG, J. et al. Dynamic key-value memory networks for knowledge tracing. In: **Proceedings of the 26th international conference on World Wide Web**. [s.n.], 2017. p. 765–774. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3038912.3052580>>.

ZOHAR, A.; DORI, Y. J. Higher order thinking skills and low-achieving students: Are they mutually exclusive? **The journal of the learning sciences**, Taylor & Francis, v. 12, n. 2, p. 145–181, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1207/S15327809JLS1202_1>.

Apêndices

APÊNDICE **A**

Códigos Fontes

Esta seção dos anexos compreende uma coleção de pseudo-códigos que originaram os códigos desenvolvidos e utilizados ao longo do processo de pesquisa desta tese. Os pseudo-códigos fornecidos abrangem tarefas, desde a aquisição e pré-processamento de dados até a implementação de algoritmos de análise e visualização. Cada pseudo-código é acompanhado de comentários explicativos.

Os anexos pretendem fornecer uma referência prática e útil para pesquisadores e profissionais interessados em explorar e replicar os procedimentos e técnicas abordadas nesta tese. Além disso, eles servem como uma fonte de insights e orientações para aqueles que desejam estender ou adaptar os métodos propostos para aplicações específicas em seus próprios trabalhos de pesquisa, ou projetos práticos.

Espera-se que esses anexos forneçam um recurso valioso para a comunidade acadêmica e profissional, contribuindo para o avanço do conhecimento e da prática no campo da Recomendação de atividades pedagógicas.

A.1 Agrupamento de Dados: agrupando as atividades

O código apresentado realiza uma análise de clusterização utilizando o algoritmo K-Means em um conjunto de dados representado por um dataframe do Pandas. Abaixo está um resumo do funcionamento do código:

1. Importa as bibliotecas necessárias: Pandas para manipulação de dados, e KMeans e silhouette_score do pacote sklearn.cluster para realização da clusterização e avaliação dos resultados, respectivamente.
2. Carrega os dados de um arquivo Excel para um dataframe, selecionando apenas as colunas que contêm as habilidades a serem analisadas.
3. Define um intervalo de valores para o número de clusters a serem testados.

4. Inicializa variáveis para armazenar o melhor escore de silhouette e o número de clusters que produzem esse melhor escore.
5. Realiza um loop sobre o intervalo de valores de clusters, treinando o modelo K-Means e calculando o escore de silhouette para cada número de clusters.
6. Seleciona o número de clusters que resulta no melhor escore de silhouette e instancia o modelo K-Means com esse número de clusters.
7. Treina o modelo K-Means com as habilidades e adiciona uma coluna ao dataframe original contendo as previsões do modelo (ou seja, o rótulo de cluster para cada observação).
8. Escreve os resultados no arquivo Excel, incluindo o dataframe com os rótulos de cluster, a matriz de distâncias euclidianas entre os centroides dos clusters, a matriz de distâncias de Hamming entre as observações e a matriz de correlação entre os atributos de cada cluster.
9. Agrupa as observações pelo rótulo de cluster e imprime os grupos individuais.
10. Salva todas as informações relevantes no arquivo Excel.

O pseudo-código realiza uma análise dos dados, incluindo treinamento de modelo, avaliação de desempenho, e análise dos resultados de clusterização.

```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.cluster import KMeans
3 from sklearn.metrics import pairwise_distances, silhouette_score
4
5 # Importar a tabela como um dataframe
6 df = pd.read_excel(r"C:\Users\gusta\Desktop\automacao\
    rotuloPorAtivSemOutlier.xlsx", sheet_name='atividade8')# noqa
7 # Selecionar apenas as colunas que contem as habilidades
8 habilidades = df.iloc[:, 1:]
9
10 # Definir o range de numero de clusters que deseja testar
11 n_clusters_range = range(2, 10)
12
13 # Inicializar variaveis para armazenar os resultados
14 best_score = -1
15 best_n_clusters = -1
16
17 # Loop para testar cada numero de clusters
18 for n_clusters in n_clusters_range:
19     # Instanciar o modelo de clusterizacao K-Means
20     kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters)
21     # Treinar o modelo com as habilidades

```

```
22     kmeans.fit(habilidades)
23     # Calcular o indice de silhueta para as previsoes do modelo
24     score = silhouette_score(habilidades, kmeans.predict(habilidades))
25     # Imprimir o silhouette score para cada numero de clusters testado
26     print(f"Silhouette score para {n_clusters} clusters: {score}")
27     # Verificar se o resultado atual e melhor que o melhor resultado
    ate agora
28     if score > best_score:
29         best_score = score
30         best_n_clusters = n_clusters
31
32 # Instanciar o modelo de clusterizacao K-Means com o melhor numero de
    clusters encontrado # noqa
33 kmeans = KMeans(n_clusters=best_n_clusters)
34 # Treinar o modelo com as habilidades
35 kmeans.fit(habilidades)
36 # Adicionar a coluna com as previsoes do modelo ao dataframe original
37 df['cluster'] = kmeans.predict(habilidades)
38 atividade8 = pd.ExcelWriter("atividade8Soutlier-167.xlsx", engine='
    xlsxwriter')# cria o arquivo com xlsxwriter# noqa
39
40 # Exibir o resultado
41 print("RESULTADOS:\n")
42 print(df)
43 df.to_excel(atividade8, index=False, sheet_name='Cluster')
44 # Obtendo os rotulos dos clusters para cada observacao
45 labels = kmeans.labels_
46 # Adicionando as colunas dos rotulos ao DataFrame original
47 habilidades['cluster'] = labels
48 # Calculando a distancia Euclidiana entre os centroides dos clusters
49 dist = pairwise_distances(kmeans.cluster_centers_)
50 # Imprimindo a matriz de distancias na tela
51 print("|----Matriz distancia Euclidiana----|")
52 print(dist)
53 # Salvar a matriz de distancias em um arquivo CSV
54 dist_df = pd.DataFrame(dist)
55 dist_df.to_excel(atividade8, sheet_name="DistEuclid")# index=False,
    header=False)# noqa
56 # Calcular a matriz de distancias entre as rotulacoes dos especialistas
57 dist_hamming = pairwise_distances(habilidades, metric='hamming')
58 # Converter a matriz de distancia em um DataFrame
59 df_dist_hamming = pd.DataFrame(dist_hamming, index=habilidades.index,
    columns=habilidades.index) # noqa
60 # Imprimir a matriz de distancia com rotulos
61 print("\n|----Matriz distancia Hamming----|\n")
62 print("|Afinidade entre os especialistas|\n")
63 print(df_dist_hamming)
```

```

64 # Imprimir a Matriz de distancia no arquivo excell
65 #df_dist_hamming.to_excel(atividade8, sheet_name="Hamming")
66 #Calculando o coeficiente de correlacao entre os atributos de cada
    cluster
67 correlacao = habilidades.groupby('cluster').corr()
68 #Imprimindo a matriz de correlacao
69 print("Matriz de Correlacao : \n")
70 print(correlacao)
71 #Imprimindo a matriz de correlacao no excell
72 correlacao.to_excel(atividade8, sheet_name="Correlacao")
73 #Agrupar as linhas do DataFrame pelo rotulo de cluster
74 grupos = df.groupby('cluster')
75 grupos_list = [] # alterar
76 #Loop para imprimir o conteudo de cada grupo
77 for nome_grupo, grupo in grupos:
78     print(f'Cluster {nome_grupo}:')
79     print(grupo)
80     grupos_list.append(grupo) # alterar
81
82 # Imprimir cada grupo individualmente
83 for i, grupo in enumerate(grupos_list):
84     print(f'Cluster {i}:')
85     print(grupo)
86
87 grupo.to_excel(atividade8, index=False, sheet_name="agrupCluster")
88
89 atividade8.save() # foi gerado agrupamento para cada atividade Rotulada

```

Listing A.1 – ClusterPorAtividade.py

A.2 Correlação entre as atividades

Este código em Python visa criar um DataFrame a partir de um dicionário que representa as atividades e os clusters associados a cada atividade. Em seguida, ele calcula a matriz de correlação entre as atividades, na qual a correlação é baseada na sobreposição dos clusters entre as atividades.

Aqui está uma explicação passo a passo do código:

1. O código define um dicionário chamado 'data', onde as chaves são os nomes das atividades e os valores são listas de números representando os clusters associados a cada atividade.
2. Um DataFrame é criado a partir do dicionário usando a função 'pd.DataFrame(data)' do pandas. Isso cria um DataFrame tal que as linhas representam as atividades e as colunas representam os clusters associados a cada atividade.

3. O DataFrame resultante é exibido usando `print(df)`.
4. Em seguida, o código calcula a matriz de correlação entre as atividades. Ele primeiro transforma o DataFrame de forma que cada número na lista de clusters seja colocado em uma linha separada usando o método `explode()`. Em seguida, ele converte os números de string para numéricos e calcula a correlação entre as colunas usando a função `corr()`.
5. A matriz de correlação resultante é exibida usando `print(corr_matrix)`.

Essencialmente, esse código ajuda a entender a relação entre as atividades com base na sobreposição dos clusters associados a elas, fornecendo uma visão sobre como as atividades estão agrupadas em termos de características compartilhadas.

```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3
4 # Dicionario de atividades e seus clusters
5 data = {
6     "Atividade1": ["7,11", "3,12", "5,6,21,22,24", "1,4,13,14,30", "17,18,19", "15,16,23,25,26,27", "2,9,10,20", "29", "8,28"],# noqa
7     "Atividade2": ["5,7,8,14,17,28", "19,23", "2,9,16,18,30", "3,21,22,24,26", "4,10,12,13,15,25", "1,27,29", "6,11,20", np.nan, np.nan],# noqa
8     "Atividade3": ["8,15,23", "6,9,26,27", "5,7,10,18,19,20,30", "2,21,22", "4,13,14,17,25,29", "12,16", "3,24", "1,11,28", np.nan],# noqa
9     "Atividade4": ["2,19,23,24,25,28", "4,22,26,30", "11,12,17,18,27", "15,21", "1,5,7,20", "6,10,13,14", "3,8,16,29", "9", np.nan],# noqa
10    "Atividade5": ["9,11", "3,8,15,16,21,22", "20,27", "13,17,19,25", "4,10,24", "12,22,26", "1,28,29,30", "14,18", "2,5,6,7,23"],# noqa
11    "Atividade6": ["19,23", "13,18", "1,2,9,15,20", "8,10,12,24,25", "11,14", "3,6,21,22,26", "4,7,29", "5,16", "17,27,28,30"],# noqa
12    "Atividade7": ["27", "9,14,17,23,25", "1,7,8,11,12,13,18,29", "3,6", "19,20,30", "21,22", "10,15,16,26", "2,4,5,24", "28"],# noqa
13    "Atividade8": ["13,25,27", "3,16,21,22,24", "5,10,28,29,30", "7,9,11", "1,14,17,18,20", "6,8,23", "4,19,26", "2,15", "8"]# noqa
14 }
15
16 # Criar o DataFrame a partir do dicionario
17 df = pd.DataFrame(data)
18 print(df)
19
20 # Calcular a matriz de correlacao
21 df = df.reset_index(drop=True)
22 corr_matrix = df.apply(lambda x: x.str.split(",").explode()).apply(pd.to_numeric, errors='coerce').corr()# noqa

```

```
23
24 # Visualizar a matriz de correlacao
25 print(corr_matrix)
```

Listing A.2 – SimilarityCluster.py

A.3 Recomendando atividades com Decision Tree

Este código em Python tem como objetivo treinar um modelo de classificação (utilizando uma Árvore de Decisão como exemplo) com base em um conjunto de dados que contém informações sobre os usuários e suas habilidades. Em seguida, ele utiliza o modelo treinado para fazer recomendações de itens (`tipoItem`) para um novo aluno com base em suas habilidades não desenvolvidas.

Aqui está uma explicação passo a passo do código:

1. O código lê dois arquivos CSV contendo os dados dos usuários (`data.csv`) e as habilidades (`skill_new.csv`).
2. Os DataFrames são mesclados usando a coluna '`tipoItem`' como chave.
3. O conjunto de dados é dividido em conjuntos de treinamento e teste.
4. Os atributos e a variável de destino são selecionados. Os atributos são as habilidades do usuário (`skill11` a `skill17`) e a variável de destino é o tipo do item (`tipoItem`).
5. Um modelo de Árvore de Decisão é criado e treinado com os dados de treinamento.
6. O modelo faz previsões no conjunto de teste e avalia sua precisão.
7. Em seguida, é criado um DataFrame com as informações de um novo aluno (`new_student_data`), incluindo suas habilidades.
8. O código identifica as habilidades não desenvolvidas do aluno (skills que o aluno não desenvolveu).
9. Com base nas habilidades não desenvolvidas, o código recomenda os itens (`tipoItem`) que contêm essas habilidades. Ele percorre as habilidades não desenvolvidas e recomenda os itens que as contêm, priorizando os itens com o mínimo de habilidades em comum com o aluno.
10. Por fim, o código imprime as recomendações de `tipoItem` para o aluno.

Essencialmente, este código demonstra como treinar um modelo de classificação com base nas habilidades dos usuários e como usar esse modelo para fazer recomendações personalizadas para novos alunos com base em suas habilidades não desenvolvidas.

```
1 import pandas as pd
2 from sklearn.metrics import accuracy_score
3 from sklearn.model_selection import train_test_split
4 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
5
6 # Leitura do seu conjunto de dados
7 data_df = pd.read_csv(r'D:\gprado\Doutorado\CodigosFonte\ktm-master\
    data\uab\data-UAB-2.csv') # noqa
8
9 # Leitura do arquivo skill.csv
10 skills_df = pd.read_csv(r'D:\gprado\Doutorado\CodigosFonte\ktm-master\
    data\uab\skill_new.csv') # noqa
11
12 # Mesclar os dataframes usando a coluna 'tipo_item' como chave
13 merged_df = pd.merge(data_df, skills_df, on='tipoItem')
14 df_ordenado_por_item = merged_df.sort_values(by='item_id')
15
16 # Divisao do conjunto de dados em treino e teste
17 train_data, test_data = train_test_split(df_ordenado_por_item,
    test_size=0.2, random_state=42) # noqa
18
19 # Selecione os atributos para treinar o modelo
20 features = ['user_id', 'skill1', 'skill2', 'skill3', 'skill4', 'skill5',
    'skill6', 'skill7'] # noqa
21 X_train = train_data[features]
22 X_test = test_data[features]
23
24 # Escolha a variavel de destino (o que voce deseja prever)
25 # Neste caso, e o tipoItem
26 y_train = train_data['tipoItem']
27 y_test = test_data['tipoItem']
28
29 # Crie e treine o modelo (usando uma Arvore de Decisao como exemplo)
30 model = DecisionTreeClassifier(random_state=42)
31 model.fit(X_train, y_train)
32
33 # Faca previsoes no conjunto de teste
34 predictions = model.predict(X_test)
35 # print(predictions)
36
37 # Avalie a precisao do modelo
38 accuracy = accuracy_score(y_test, predictions)
39 print(f'Acuracia do modelo: {accuracy}')
40
41
42 # usando o modelo treinado para fazer recomendacoes para um aluno
    especifico # noqa
```

```

43 # Informacoes de um aluno com os atributos (user_id, skill1 a skill7)
    vetor perfil # noqa
44 new_student_data = pd.DataFrame({
45     'user_id': [421],
46     'skill1': [1],
47     'skill2': [1],
48     'skill3': [1],
49     'skill4': [0],
50     'skill5': [1],
51     'skill6': [1],
52     'skill7': [0]
53 })
54 # Calcule as habilidades nao desenvolvidas do aluno (skills que o aluno
    nao desenvolveu) # noqa
55 undeveloped_skills = ['skill' + str(i) for i in range(1, 8) if
    new_student_data['skill' + str(i)].values[0] == 0] # noqa
56
57 # Selecione tipoItem com base nas habilidades nao desenvolvidas
58 recommended_items = set()
59
60 for skill in undeveloped_skills:
61     matching_items = set(df_ordenado_por_item[df_ordenado_por_item[
        skill] == 1]['tipoItem']) # noqa
62
63 # Remova os tipoItem ja recomendados
64 matching_items -= recommended_items
65
66 if not matching_items:
67     continue
68
69 # Adicione o tipoItem com o minimo de habilidades em comum
70 recommended_item = min(matching_items, key=lambda x: sum(
    df_ordenado_por_item[df_ordenado_por_item['tipoItem'] == x][
    undeveloped_skills].values.tolist()[0])) # noqa
71 recommended_items.add(recommended_item)
72
73 print(f"Recomendacao de tipoItem para o aluno: {recommended_items}")

```

Listing A.3 – MLDecisionTreeUAB.py

A.4 Recomendando atividades com M-COMPASS

O código em Python implementa um pipeline para **rastrear e recomendar atividades** no Moodle orientado a competências, combinando um modelo DKVMN (Dynamic Key-Value Memory Network) com uma **Q-matrix** que mapeia atividades às

competências-alvo. O treinamento ocorre módulo a módulo, e os resultados incluem arquivos de recomendações e visualizações em HTML (perda, radar por estudante/turma e atenção).

Componentes principais.

1. **Q-matrix** (`Q-matrix`): matriz binária $A \times S$ onde linhas são *atividades* (Glossário, Base de Dados, ...) e colunas são *competências* (Resiliência, Autonomia, ...). Valor 1 indica que a competência é relevante para a atividade. *No código, a Q-matrix é usada na recomendação para filtrar pares atividade-habilidade; ela não é aplicada dentro do mecanismo de atenção do DKVMN.*
2. **Leitura de dados** (`read_student_skill_scores`): lê um CSV por módulo com `student_ID`, `performance` e colunas `score-Skill-*`. Retorna vetores de estudantes, desempenho e uma matriz de *scores* por competência; esses dados inicializam e alimentam o treino.
3. **Atualização de proficiências** (`update_proficiency`): ajusta um vetor de proficiências por estudante e competência com *learning rate* e *forgetting rate*, aumentando quando o desempenho é alto e atenuando quando baixo.
4. **Modelo DKVMN** (`class DKVMN`): usa *embeddings* de estudante e competência, chaves de memória (`memory_key`) e valores (`memory_value`). O *forward* calcula pesos de atenção sobre os *slots* de memória e lê um conteúdo que, passado por `output_layer+sigmoid`, produz um *score* (probabilidade) por par *estudante-competência*. Quando `update_memory=True`, aplica operações de *erase/add* (com atenção) e atualiza `memory_value`.
5. **Treinamento** (`train_dkvmn_model`): otimiza com `nn.BCELoss` e Adam. O alvo é o **desempenho normalizado** do par *estudante-competência*. Há registro da perda por época.
6. **Avaliação** (`evaluate_model`): calcula perda (BCE) e acurácia binária (limiar 0,5) sobre o mesmo conjunto passado (útil como diagnóstico rápido).
7. **Recomendação** (`recommend_activities`): dado um `student_id`, percorre todos os pares *atividade-competência* com `Q_matrix==1`, infere o *score* via DKVMN e **ordena os pares** por esse score, retornando os **top-k** como tuplas (*atividade, competência, score*).

Execução geral (`process_modules`).

1. Lê os arquivos de módulos na ordem, constrói o mapeamento `student_id` → índice e inicializa as proficiências (o primeiro módulo “semeia” as proficiências com os *scores*).
2. Para cada módulo: atualiza proficiências, treina o DKVMN (com atualização de memória), avalia, **gera recomendações** por estudante (salvas em `.txt`) e exporta **visualizações** em HTML (perda cumulativa, radar por estudante, radar da turma, atenção para até 5 estudantes).
3. Ao final: chama `generate_evolution_visualizations` para consolidar a evolução temporal das competências.

Interpretação.

A combinação DKVMN+atenção aprende um **score por competência** condicionado ao estudante, enquanto a Q-matrix restringe a recomendação às competências relevantes de cada atividade. Assim, a lista recomendada para um estudante é composta por **pares (atividade, competência)** com maior probabilidade prevista, oferecendo ao docente e ao discente uma *prescrição* alinhada às lacunas mapeadas. As proficiências mantidas fora do modelo (matriz local) apoiam visualizações de radar e análise longitudinal, enquanto o DKVMN fornece a dinâmica de atenção/memória usada na predição.

```

1 import os
2
3 import numpy as np
4 import pandas as pd
5 import plotly.express as px
6 import plotly.graph_objects as go
7 import torch
8 import torch.nn as nn
9 import torch.optim as optim
10 from plotly.subplots import make_subplots
11
12 from evolucao_habilidades import generate_evolution_visualizations
13
14 '''
15 Codigo atualizado para sistema de recomendacao de atividades do Moodle
16 Baseado no modelo Dynamic Key-Value Memory Network (DKVMN)
17 Adaptado para rastrear competencias dos estudantes
18 Versao 3.6 - Atualizado em 14/05/2025
19 '''
20
21 # Definindo a Q-matrix com base nas atividades e habilidades

```

```

22 Q_matrix = np.array([
23     [0, 1, 1, 1, 0, 0, 0], # Glossario
24     [0, 1, 0, 1, 0, 0, 1], # Base de Dados
25     [0, 0, 1, 0, 1, 1, 0], # Chat
26     [0, 1, 0, 1, 0, 0, 1], # Escolha/Quiz
27     [0, 1, 1, 0, 1, 0, 0], # Forum
28     [1, 1, 0, 0, 0, 1, 0], # Licao
29     [0, 1, 1, 0, 1, 0, 0] # Wiki
30 ])
31
32 # Vetor de referencia entre Indice --> Nome da Habilidade
33 skill_names = ["Resiliencia", "Autonomia", "Cooperacao",
34               "Metacognicao", "Transdisciplinaridade", "Flexibilidade",
35               "Criatividade"]
34 activity_names = ["Glossario", "Base de Dados", "Chat",
35                  "Escolha/Quiz", "Forum", "Licao", "Wiki"]
36
37 # Funcao para ler o CSV com as pontuacoes das habilidades dos
    estudantes
38 def read_student_skill_scores(file_path):
39     df = pd.read_csv(file_path)
40     student_ids = df['student_ID'].values
41     performances = df['performance'].values
42     # Extrair apenas as colunas de habilidades (score-Skill-X)
43     skill_columns = [col for col in df.columns if
44                      col.startswith('score-Skill-')]
44     scores = df[skill_columns].values
45     return student_ids, performances, scores, df
46
47
48 # Funcao para atualizar a proficiencia de um estudante
49 def update_proficiency(student_idx, performance, scores,
50                        proficiencies, student_id_to_idx):
51     learning_rate = 0.1
52     forgetting_rate = 0.01
53
54     for skill_id in range(len(scores)):
55         if scores[skill_id] > 0: # Se o score da habilidade for maior
            que 0
56             proficiencies[student_idx, skill_id] += learning_rate *
57             scores[skill_id] * performance * (1 - proficiencies[student_idx,
58             skill_id])
59             proficiencies[student_idx, skill_id] -= forgetting_rate *
60             (1 - performance) * proficiencies[student_idx, skill_id]
61
62     return proficiencies

```

```

59
60
61 # Definindo o modelo DKVMN em PyTorch
62 class DKVMN(nn.Module):
63     def __init__(self, num_students, num_skills, memory_size,
64                 memory_key_dim, memory_value_dim, initial_memory_value=None):
65         super(DKVMN, self).__init__()
66         # Criando espaco de representacao de todos estudantes
67         self.student_embedding = nn.Embedding(num_students,
68         memory_key_dim)
69         # Criando espaco de representacao de cada habilidade
70         self.skill_embedding = nn.Embedding(num_skills, memory_key_dim)
71         # Inicializa a matriz de chaves da memoria
72         self.memory_key = nn.Parameter(torch.randn(memory_size,
73         memory_key_dim))
74
75         # Inicializa a matriz de valores da memoria, usando valores
76         # iniciais se fornecidos
77         if initial_memory_value is not None:
78             self.memory_value = nn.Parameter(initial_memory_value)
79         else:
80             self.memory_value = nn.Parameter(torch.randn(memory_size,
81         memory_value_dim))
82
83         # Camada para operacao de erase
84         self.erase_layer = nn.Linear(memory_key_dim, memory_value_dim)
85         # Camada para operacao de add
86         self.add_layer = nn.Linear(memory_key_dim, memory_value_dim)
87         # Camada de saida
88         self.output_layer = nn.Linear(memory_value_dim, 1)
89
90         # Armazenar dimensoes para uso posterior
91         self.memory_size = memory_size
92         self.memory_value_dim = memory_value_dim
93         self.num_skills = num_skills
94
95         # Armazenar valores de atencao para visualizacao
96         self.attention_values = {}
97
98     def forward(self, student_id, skill_id, update_memory=False):
99         # CAMADA DE ENTRADA
100         student_embedded = self.student_embedding(student_id)
101         skill_embedded = self.skill_embedding(skill_id)
102         combined_embedding = student_embedded + skill_embedded #
103         (batch_size, memory_key_dim)
104         combined_embedding = combined_embedding.unsqueeze(1)

```

```

100         # CAMADA INTERMEDIARIA - Calculo de atencao
101         # Aplicar Q-matrix como mascara de atencao entre atividades e
competencias
102         # Convertendo skill_id para numpy para indexacao
103         skill_ids_np = skill_id.cpu().numpy()
104
105         # Calcular similaridade entre o vetor combinado e os slots da
memoria
106         key_similarity = torch.matmul(self.memory_key,
combined_embedding.transpose(1, 2)).squeeze(2)
107
108         # Aplicar softmax para obter pesos de atencao
109         attention_weights = torch.softmax(key_similarity, dim=1)
110
111         # Armazenar valores de atencao para visualizacao
112         for i, sid in enumerate(student_id.cpu().numpy()):
113             if sid not in self.attention_values:
114                 self.attention_values[sid] = {}
115                 skill = skill_ids_np[i]
116                 self.attention_values[sid][skill] =
attention_weights[i].detach().cpu().numpy()
117
118         # Leitura da memoria usando os pesos de atencao
119         read_content = torch.matmul(attention_weights.unsqueeze(1),
self.memory_value).squeeze(1)
120
121         # Atualizacao da memoria se solicitado (durante o treinamento)
122         if update_memory:
123             # Calcular vetores de erase e add
124             erase_vector =
torch.sigmoid(self.erase_layer(combined_embedding.squeeze(1))) #
(batch_size, memory_value_dim)
125             add_vector =
torch.tanh(self.add_layer(combined_embedding.squeeze(1))) #
(batch_size, memory_value_dim)
126
127             # Preparar tensores para operacao de atualizacao
128             batch_size = student_id.size(0)
129
130             # Expandir memory_value para o tamanho do batch
131             memory_value =
self.memory_value.unsqueeze(0).expand(batch_size, self.memory_size,
self.memory_value_dim)
132
133             # Preparar matrizes de erase e add com dimensoes corretas
134             # Reshape attention_weights para (batch_size, memory_size,
1)

```

```

135         attention_weights_reshaped = attention_weights.unsqueeze(2)
136
137         # Reshape erase_vector e add_vector para (batch_size, 1,
memory_value_dim)
138         erase_vector_reshaped = erase_vector.unsqueeze(1)
139         add_vector_reshaped = add_vector.unsqueeze(1)
140
141         # Calcular matrizes de erase e add com broadcasting correto
142         # Resultado: (batch_size, memory_size, memory_value_dim)
143         erase_matrix = torch.matmul(attention_weights_reshaped,
erase_vector_reshaped)
144         add_matrix = torch.matmul(attention_weights_reshaped,
add_vector_reshaped)
145
146         # Aplicar operacoes de erase e add a memoria
147         # Resultado: (batch_size, memory_size, memory_value_dim)
148         updated_memory = memory_value * (1 - erase_matrix) +
add_matrix
149
150         # Calcular a media das atualizacoes de memoria em todos os
exemplos do batch
151         new_memory_value = updated_memory.mean(dim=0)
152
153         return torch.sigmoid(self.output_layer(read_content)),
new_memory_value
154
155     # CAMADA DE SAIDA
156     output = torch.sigmoid(self.output_layer(read_content))
157     return output
158
159     def get_attention_values(self):
160         return self.attention_values
161
162
163 # Funcao para treinar o modelo DKVMN
164 def train_dkvmn_model(model, train_student_ids, train_skill_ids,
train_performances, epochs=10, batch_size=32):
165     criterion = nn.BCELoss()
166     optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
167
168     # Lista para armazenar as perdas por epoca para visualizacao
169     epoch_losses = []
170
171     for epoch in range(epochs):
172         model.train()
173         epoch_loss = 0
174

```

```

175         # Embaralhar os dados de treinamento
176         indices = np.arange(len(train_student_ids))
177         np.random.shuffle(indices)
178         train_student_ids_shuffled = train_student_ids[indices]
179         train_skill_ids_shuffled = train_skill_ids[indices]
180         train_performances_shuffled = train_performances[indices]
181
182         for i in range(0, len(train_student_ids_shuffled), batch_size):
183             student_ids_batch =
184             torch.tensor(train_student_ids_shuffled[i:i+batch_size])
185             skill_ids_batch =
186             torch.tensor(train_skill_ids_shuffled[i:i+batch_size])
187             performances_batch =
188             torch.tensor(train_performances_shuffled[i:i+batch_size],
189                         dtype=torch.float32)
190
191             optimizer.zero_grad()
192
193             # Forward pass com atualizacao de memoria
194             outputs, new_memory_value = model(student_ids_batch,
195                                             skill_ids_batch, update_memory=True)
196             outputs = outputs.squeeze()
197
198             loss = criterion(outputs, performances_batch)
199             loss.backward()
200             optimizer.step()
201
202             # Atualizar a memoria do modelo com o novo valor calculado
203             with torch.no_grad():
204                 model.memory_value.copy_(new_memory_value)
205
206             epoch_loss += loss.item()
207
208             avg_loss = epoch_loss / (len(train_student_ids) / batch_size)
209             epoch_losses.append(avg_loss)
210             print(f"Epoch {epoch+1}/{epochs}, Loss: {avg_loss:.4f}")
211
212         return epoch_losses
213
214 # Funcao para avaliar o modelo em um conjunto de dados
215 def evaluate_model(model, test_student_ids, test_skill_ids,
216                   test_performances):
217     model.eval()
218     criterion = nn.BCELoss()
219
220     with torch.no_grad():

```

```

216         student_ids_tensor = torch.tensor(test_student_ids)
217         skill_ids_tensor = torch.tensor(test_skill_ids)
218         performances_tensor = torch.tensor(test_performances,
dtype=torch.float32)
219
220         outputs = model(student_ids_tensor, skill_ids_tensor).squeeze()
221         loss = criterion(outputs, performances_tensor)
222
223         # Calcular acuracia (considerando threshold de 0.5)
224         predictions = (outputs > 0.5).float()
225         accuracy = (predictions ==
performances_tensor).float().mean().item()
226
227         return loss.item(), accuracy
228
229
230 # Funcao para recomendar atividades aos estudantes
231 def recommend_activities(student_id, model, student_id_to_idx,
num_activities=7):
232     model.eval()
233     predicted_scores = []
234     # Converter ID real do estudante para indice interno
235     student_idx = student_id_to_idx.get(student_id, 0) # Usar 0 como
fallback se o ID nao for encontrado
236     student_id_tensor = torch.tensor([student_idx])
237
238     for activity_id in range(Q_matrix.shape[0]):
239         for skill_id in range(Q_matrix.shape[1]):
240             if Q_matrix[activity_id, skill_id] == 1:
241                 skill_id_tensor = torch.tensor([skill_id])
242                 predicted_proficiency = model(student_id_tensor,
skill_id_tensor).item()
243                 predicted_scores.append((activity_names[activity_id],
skill_names[skill_id], predicted_proficiency))
244
245     recommended_activities = sorted(predicted_scores, key=lambda x:
x[2], reverse=True)[:num_activities]
246     return recommended_activities
247
248
249 # Funcao para gerar grafico de atencao por atividade
250 def plot_attention_by_activity(model, student_id, student_id_to_idx):
251     attention_values = model.get_attention_values()
252     # Converter ID real do estudante para indice interno
253     student_idx = student_id_to_idx.get(student_id, 0) # Usar 0 como
fallback se o ID nao for encontrado
254

```

```

255     if student_idx not in attention_values:
256         print(f"Nao ha dados de atencao para o estudante {student_id}
(indice {student_idx})")
257         return None
258
259     student_attention = attention_values[student_idx]
260
261     # Criar figura
262     fig = go.Figure()
263
264     # Adicionar dados para cada habilidade
265     for skill_id, attention in student_attention.items():
266         fig.add_trace(go.Bar(
267             x=[f"Slot {i}" for i in range(len(attention))],
268             y=attention,
269             name=f"Habilidade: {skill_names[skill_id]}"
270         ))
271
272     # Atualizar layout
273     fig.update_layout(
274         title=f"Valores de Atencao por Slot de Memoria - Estudante
{student_id}",
275         xaxis_title="Slot de Memoria",
276         yaxis_title="Valor de Atencao",
277         barmode='group',
278         template="plotly_white"
279     )
280
281     return fig
282
283
284 # Funcao para gerar grafico de perda por epoca
285 def plot_loss_by_epoch(epoch_losses):
286     fig = go.Figure()
287
288     fig.add_trace(go.Scatter(
289         x=list(range(1, len(epoch_losses) + 1)),
290         y=epoch_losses,
291         mode='lines+markers',
292         name='Perda'
293     ))
294
295     fig.update_layout(
296         title="Perda por Epoca",
297         xaxis_title="Epoca",
298         yaxis_title="Valor da Perda",
299         template="plotly_white"

```

```
300     )
301
302     return fig
303
304
305 # Funcao para gerar grafico radar de competencias por aluno
306 def plot_student_skills_radar(student_id, proficiencies,
307     student_id_to_idx):
308
309     fig = go.Figure()
310
311     # Converter ID real do estudante para indice interno
312     student_idx = student_id_to_idx.get(student_id, 0) # Usar 0 como
313     fallback se o ID nao for encontrado
314
315     fig.add_trace(go.Scatterpolar(
316         r=proficiencies[student_idx],
317         theta=skill_names,
318         fill='toself',
319         name=f'Estudante {student_id}'
320     ))
321
322     fig.update_layout(
323         title=f"Perfil de Competencias - Estudante {student_id}",
324         polar=dict(
325             radialaxis=dict(
326                 visible=True,
327                 range=[0, 1]
328             )
329         ),
330         showlegend=True,
331         template="plotly_white"
332     )
333
334     return fig
335
336
337 # Funcao para gerar grafico radar de competencias da turma
338 def plot_class_skills_radar(proficiencies):
339
340     fig = go.Figure()
341
342     # Calcular media das proficiencies por habilidade
343     mean_proficiencies = np.mean(proficiencies, axis=0)
344
345     fig.add_trace(go.Scatterpolar(
346         r=mean_proficiencies,
347         theta=skill_names,
348         fill='toself',
```

```

345         name='Media da Turma'
346     ))
347
348     fig.update_layout(
349         title="Perfil de Competencias - Media da Turma",
350         polar=dict(
351             radialaxis=dict(
352                 visible=True,
353                 range=[0, 1]
354             )
355         ),
356         showlegend=True,
357         template="plotly_white"
358     )
359
360     return fig
361
362
363 # Funcao para processar modulos sequencialmente
364 def process_modules(module_files, output_dir="./output"):
365     # Criar diretorio de saida se nao existir
366     if not os.path.exists(output_dir):
367         os.makedirs(output_dir)
368
369     # Inicializar variaveis
370     dkvmn_model = None
371     all_epoch_losses = []
372     proficiencies = None # Inicializar proficiencies como None
373     student_id_to_idx = {} # Dicionario para mapear IDs reais de
estudantes para indices
374     all_student_ids = set() # Conjunto para armazenar todos os IDs de
estudantes
375
376     # Primeiro passo: coletar todos os IDs de estudantes de todos os
modulos
377     for module_file in module_files:
378         student_ids, _, _, _ = read_student_skill_scores(module_file)
379         all_student_ids.update(student_ids)
380
381     # Criar mapeamento de ID real para indice
382     for idx, student_id in enumerate(sorted(all_student_ids)):
383         student_id_to_idx[student_id] = idx
384
385     # Processar cada modulo
386     proficiencies_by_module = []
387     for module_idx, module_file in enumerate(module_files):
388         print(f"\n{'='*50}")

```

```

389         print(f"Processando Modulo {module_idx+1}: {module_file}")
390         print(f"{'='*50}")
391
392         # Ler dados do modulo atual
393         student_ids, performances, scores, df =
read_student_skill_scores(module_file)
394
395         # Definir o numero de estudantes e habilidades
396         num_students = len(student_id_to_idx) # Usar o numero total
de estudantes unicos
397         num_skills = scores.shape[1]
398
399         # Inicializar ou atualizar proficiencias
400         if module_idx == 0:
401             # Para o primeiro modulo, inicializar proficiencias para
todos os estudantes
402             proficiencies = np.zeros((num_students, num_skills))
403
404             # Preencher proficiencias iniciais com os scores do
primeiro modulo
405             for i, student_id in enumerate(student_ids):
406                 student_idx = student_id_to_idx[student_id]
407                 proficiencies[student_idx] = scores[i]
408
409             # Atualizar proficiencias com base nos dados
410             for i, student_id in enumerate(student_ids):
411                 student_idx = student_id_to_idx[student_id]
412                 proficiencies = update_proficiency(student_idx,
performances[i], scores[i], proficiencies, student_id_to_idx)
413
414             # Parametros do modelo
415             memory_size = 20
416             memory_key_dim = 50
417             memory_value_dim = num_skills # Garantir que
memory_value_dim seja igual ao numero de habilidades
418
419             # Criar modelo com valores iniciais da memoria
420             initial_memory = torch.tensor(scores.mean(axis=0),
dtype=torch.float32).repeat(memory_size, 1)
421             dkvmn_model = DKVMN(num_students, num_skills, memory_size,
memory_key_dim, memory_value_dim, initial_memory)
422         else:
423             # Para modulos subsequentes, atualizar proficiencias
424             for i, student_id in enumerate(student_ids):
425                 student_idx = student_id_to_idx[student_id]
426                 proficiencies = update_proficiency(student_idx,
performances[i], scores[i], proficiencies, student_id_to_idx)

```

```

427
428     # Preparar dados para treinamento
429     train_student_ids = []
430     train_skill_ids = []
431     train_performances = []
432
433     # Converter dados para formato de treinamento
434     for i, student_id in enumerate(student_ids):
435         student_idx = student_id_to_idx[student_id] # Converter
ID real para indice
436         for skill_id in range(num_skills):
437             if scores[i, skill_id] > 0: # Se ha score para esta
habilidade
438                 train_student_ids.append(student_idx) # Usar
indice em vez do ID real
439                 train_skill_ids.append(skill_id)
440                 # Normalizar performance para [0, 1]
441                 norm_performance = performances[i] / 10.0 if
performances[i] > 1 else performances[i]
442                 train_performances.append(norm_performance)
443
444     # Converter para arrays numpy
445     train_student_ids = np.array(train_student_ids)
446     train_skill_ids = np.array(train_skill_ids)
447     train_performances = np.array(train_performances)
448
449     # Treinar modelo
450     print(f"Treinando modelo para Modulo {module_idx+1}...")
451     epoch_losses = train_dkvmn_model(dkvmn_model,
train_student_ids, train_skill_ids, train_performances, epochs=20,
batch_size=32)
452     all_epoch_losses.extend(epoch_losses)
453
454     # Avaliar modelo
455     loss, accuracy = evaluate_model(dkvmn_model,
train_student_ids, train_skill_ids, train_performances)
456     print(f"Avaliacao do Modulo {module_idx+1}: Loss = {loss:.4f},
Accuracy = {accuracy:.4f}")
457
458     # Gerar recomendacoes
459     module_name =
os.path.splitext(os.path.basename(module_file))[0]
460     recommendations_file =
f"{output_dir}/recommendations_{module_name}.txt"
461
462     with open(recommendations_file, "w") as file:
463         file.write(f"Recomendacoes de atividades apos o Modulo

```

```

{module_idx+1}\n")
464         file.write(f"{' '*50}\n\n")
465
466         for student_id in student_ids:
467             recommendations = recommend_activities(student_id,
dkvmn_model, student_id_to_idx)
468             file.write(f"Recomendacoes para o estudante
{student_id}:\n")
469             file.write(f"{' '*50}\n")
470             file.write("{:<20} {:<20}
{:<20}\n".format("Atividade", "Habilidade", "Pontuacao Prevista"))
471             file.write(f"{' '*50}\n")
472             for activity, skill, score in recommendations:
473                 file.write("{:<20} {:<20}
{:<20.2f}\n".format(activity, skill, score))
474                 file.write("\n\n")
475
476             print(f"Recomendacoes salvas em {recommendations_file}")
477
478             # Gerar graficos
479             # 1. Grafico de perda por epoca
480             loss_fig = plot_loss_by_epoch(all_epoch_losses)
481
482             loss_fig.write_html(f"{output_dir}/loss_by_epoch_module_{module_idx+1}.html")
483
484             # 2. Graficos de radar para cada estudante
485             for student_id in student_ids:
486                 radar_fig = plot_student_skills_radar(student_id,
proficiencias, student_id_to_idx)
487
488                 radar_fig.write_html(f"{output_dir}/student_{student_id}_skills_radar_module_{mo
489
490                 # 3. Grafico de radar da turma
491                 class_radar_fig = plot_class_skills_radar(proficiencias)
492
493                 class_radar_fig.write_html(f"{output_dir}/class_skills_radar_module_{module_idx+
494
495                 # 4. Grafico de atencao para alguns estudantes (exemplo:
primeiros 5)
496                 for student_id in student_ids[:min(5, len(student_ids))]:
497                     attention_fig = plot_attention_by_activity(dkvmn_model,
student_id, student_id_to_idx)
498                     if attention_fig:
499                         attention_fig.write_html(f"{output_dir}/student_{student_id}_attention_module_{m
500
501                     print(f"Graficos gerados para o Modulo {module_idx+1}")

```

```
499         proficiencies_by_module.append(proficiencies.copy())
500
501     generate_evolution_visualizations(module_files,
502     proficiencies_by_module, student_id_to_idx, output_dir)
503     print("\nProcessamento de todos os modulos concluido!")
504     return dkvmn_model, proficiencies, student_id_to_idx
505
506 # Exemplo de uso
507 if __name__ == "__main__":
508     # Definir diretoio de dados e saida
509     data_dir = "./data"
510     output_dir = "./output"
511
512     # Listar arquivos de modulos (exemplo)
513     module_files = [
514         f"{data_dir}/Modulo1.csv",
515         f"{data_dir}/Modulo2.csv",
516         f"{data_dir}/Modulo3.csv"
517     ]
518
519     # Processar moulos
520     dkvmn_model, proficiencies, student_id_to_idx =
521     process_modules(module_files, output_dir)
```

Listing A.4 – M-COMPASS_v3_6_FINAL.py