

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

UM MODELO BASEADO EM TRILHAS DE APRENDIZAGEM PARA A
REPRESENTAÇÃO DE ALUNOS DE AMBIENTES VIRTUAIS DE
APRENDIZAGEM

DAVID BRITO RAMOS

MANAUS

2022

DAVID BRITO RAMOS

**UM MODELO BASEADO EM TRILHAS DE APRENDIZAGEM PARA A
REPRESENTAÇÃO DE ALUNOS DE AMBIENTES VIRTUAIS DE
APRENDIZAGEM**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas como requisito para obtenção do título de Doutor em Informática.

Orientadora

Profa. Dra. Elaine Harada Teixeira de Oliveira

MANAUS

2022

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

R175m Ramos, David Brito
Um modelo baseado em trilhas de aprendizagem para a
representação de alunos de ambientes virtuais de aprendizagem /
David Brito Ramos . 2022
114 f.: il. color; 31 cm.

Orientadora: Elaine Harada Teixeira de Oliveira
Tese (Doutorado em Informática) - Universidade Federal do
Amazonas.

1. Trilhas de aprendizagem. 2. Teoria de Metas de Realização. 3.
Estratégias de Aprendizagem. 4. Modelo de Estudante. 5.
Ambientes Virtuais de Aprendizagem. I. Oliveira, Elaine Harada
Teixeira de. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

FOLHA DE APROVAÇÃO

**"Um modelo baseado em Trilhas de Aprendizagem
para a representação de alunos de Ambientes Virtuais
de Aprendizagem"**

DAVID BRITO RAMOS

Tese de Doutorado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Profa. Elaine Harada Teixeira de Oliveira - PRESIDENTE

Profa. Rosa Maria Vicari - MEMBRO EXTERNO

Prof. Fábio Santos da Silva - MEMBRO EXTERNO

Profa. Ketlen Karine Teles Lucena - MEMBRO EXTERNO

Prof. José Francisco de Magalhães Netto - MEMBRO INTERNO

Manaus, 21 de outubro de 2022

DEDICATÓRIA

Ao meus pais por todo amor e incentivo, por acreditarem em mim, por sempre me ajudarem naquilo que podiam e por todo o sacrifício que fizeram para que eu pudesse fazer as minhas escolhas na vida.

Ao meu irmão pelos momentos de diversão e descontração quando pude participar e pela compreensão de minha ausência necessária em muitas ocasiões.

À minha amada esposa por todo amor, apoio e compreensão. Que apesar do sacrifício de quando estávamos fisicamente distantes, esteve sempre incentivando a minha decisão, bem como pelo carinho e toda ajuda para que eu pudesse ver o nosso filho crescer de perto.

Ao meu amado filho Luiz Antônio, que me possibilitou amar de uma forma jamais imaginada por mim, tornando a minha motivação mais forte ainda.

Em especial, a minha querida mãe que pode ver os meus primeiros passos no doutorado, mas que infelizmente não me viu concluir. Ela sempre estará na minhas memórias, em cada vitória que eu tiver na minha vida.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, que nos concede saúde, proteção e por cada singela bênção que nos dá todos os dias. A Sua luz está em todo lugar.

Agradeço o apoio do Governo do Estado do Amazonas por meio Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas, com a concessão de bolsa de estudo.

Agradeço de coração à minha querida orientadora, professora Elaine, que acreditou em mim desde o mestrado e me deu todo o apoio para continuar no doutorado.

Agradeço à minha família por acreditar em mim e pela compreensão das inúmeras vezes que estive ausente das atividades familiares me dedicando à pesquisa.

Por fim agradeço em especial à minha esposa e ao meu filho, pelo sacrifício de morarmos por algum tempo separados, mas com eles sempre junto ao coração e pensamentos.

Um modelo baseado em Trilhas de Aprendizagem para a representação de alunos de
Ambientes Virtuais de Aprendizagem

Autor: David Brito Ramos

Orientadora: Dra. Elaine Harada Teixeira de Oliveira

RESUMO

Os sistemas educacionais personalizados, que buscam adaptar o ambiente de aprendizado às necessidades e perfis dos alunos, geralmente precisam usar dados do usuário, aprendizado de máquina e mineração de dados, algoritmos de recomendação e recursos/atividades catalogados. Ferramentas e modelos analíticos que permitem a compreensão do comportamento dos alunos podem inferir padrões individuais ou coletivos e melhorar as experiências dos alunos. Tais ferramentas e modelos também podem ajudar professores e tutores a monitorar as ações dos alunos em um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA). Nesse contexto, considera-se que novas informações a partir dos dados dos AVAs podem ser geradas, ainda que não representem necessariamente o nível de conhecimento do aluno, e podem ajudar a facilitar o processo de ensino-aprendizagem. Os AVAs coletam dados sobre usuários que podem ser úteis para definir o perfil do aluno, seu comportamento e identificar suas dificuldades e necessidades. Uma das maneiras de acompanhar os alunos é observar as ações que eles executam no ambiente, e essas ações podem resultar em caminhos conhecidos como Trilhas de Aprendizagem (TAs). Este trabalho descreve um modelo baseado em Trilhas de Aprendizagem para a representação de alunos de Ambientes Virtuais de Aprendizagem. O modelo é fundamentado nas ações dos alunos enquanto usam um ambiente virtual de aprendizagem e é capaz de representar as trilhas de aprendizagem e auxiliar na identificação do perfil motivacional de cada aluno. Neste trabalho, foi realizada uma revisão *quasi-sistemática* buscando-se identificar como as TAs são representadas e se havia representações para professores ou alunos. Também foi realizada uma pesquisa exploratória sobre comportamento de usuários no contexto educacional. As trilhas de aprendizagem foram

utilizadas para identificação do comportamento, em específico a orientação de metas/motivação, abordagem fundamentada na Teoria de Metas de Realização, desenvolvida na área da psicologia educacional. O modelo foi usado para analisar a relação entre as trilhas de aprendizagem e as orientações de metas dos alunos. Para coletar as orientações de metas dos alunos, foi utilizado um instrumento validado por pesquisadores da área de psicologia educacional chamado Escala de Motivação de Aprendizes Universitários. A partir de estudos anteriores e participação de duas psicólogas, foi elaborada uma taxonomia para a classificação das estratégias de aprendizagem e um conjunto de estratégias de aprendizagem classificadas de acordo a taxonomia proposta. As estratégias de aprendizagem foram extraídas de escalas de estratégias de aprendizagem validadas na literatura. Com base na literatura, para cada orientação de meta foram associadas classes de estratégias da taxonomia. Assim, os alunos receberam sugestões de estratégias de aprendizagem de acordo com suas orientações de motivação. Nos experimentos de recomendação das estratégias de aprendizagem, foi obtida uma avaliação média de 4,3 em uma escala de Likert de 5 pontos. Já nos experimentos de classificação das metas, com base na análise das trilhas de aprendizagem, obteve-se F1-Score acima dos 80%, com menos de um mês do início das aulas, para classificadores baseados em árvores.

Palavras-chave: **Trilhas de aprendizagem, Teoria de Metas de Realização, Estratégias de Aprendizagem, Modelo de Estudante, Ambientes Virtuais de Aprendizagem.**

A model based on Learning Paths for representation of students from Virtual Learning
Environments

Author: David Brito Ramos

Supervisor: Dra. Elaine Harada Teixeira de Oliveira

ABSTRACT

Personalized educational systems, which seek to adapt the learning environment to the needs and profiles of students, generally need to use user data, machine learning and data mining, recommendation algorithms, and cataloged resources/activities. Analytical tools and models that allow the understanding of students' behavior can infer individual or collective patterns and improve students' experiences. Such tools and models can also help teachers and tutors to monitor students' actions in a Virtual Learning Environment (VLE). In this context, it is considered that new information from the VLE data can be generated, even if they do not necessarily represent the student's knowledge level, they can help facilitate the teaching-learning process. The VLEs collect data about users that can be useful to define the student's profile, his/her behavior and to identify his/her difficulties and needs. One way to accompany students is to observe the actions they take in the environment, and these actions can result in paths known as Learning Paths (LPs). This work describes a model based on Learning Paths for the representation of students from Virtual Learning Environments. The proposed model is based on the students' actions while using a virtual learning environment, the model can represent the learning paths and assist in identifying the motivational profile of each student. A quasi-systematic review was conducted in order to identify how the LPs are represented and whether there were representations for teachers or students. Research on user behavior in the educational context was also conducted. The learning paths were used to identify the behavior, specifically the goals orientation/motivation, an approach based on the Theory of Achievement Goals, developed in the area of educational psychology. The model was used to analyze the relationship between the learning paths and the students' goal orientations. To collect students' goal orientations, an instrument validated by researchers in the field of educational psychology

called the *Escala de Motivação de Aprendizizes Universitários* (Scale of Motivation for University Learners) was used. Based on previous studies and the participation of two psychologists, a taxonomy was developed for the classification of learning strategies and a set of learning strategies classified according to the proposed taxonomy. Learning strategies were extracted from scales of learning strategies validated in the literature. Based on the literature, classes of taxonomy strategies were associated with each goal orientation. Thus, students received suggestions for learning strategies according to their motivation guidelines. In the learning strategies recommendation experiments, an average rating of 4.3 was obtained on a 5-point Likert scale. In the goal orientations classification experiments, based on the analysis of the learning paths, an F1-Score above 80% was obtained, with less than a month from the beginning of classes, for tree-based classifiers.

Keywords: **Learning Paths, Achievement Goal Theory, Learning Strategies, Student Model, Learning Management Systems.**

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Resultado do Primeiro Filtro por Critério.	25
Figura 2 – Resultado do Segundo Filtro por Critério.	25
Figura 3 – Cada solução indicará uma TA.	30
Figura 4 – As TAs como processos e subprocessos.	30
Figura 5 – O OA i é pré-requisito de j.	31
Figura 6 – TAs disponíveis. X é a meta do aluno.	31
Figura 7 – Trilhas de aprendizagem.	32
Figura 8 – Relação entre acessos por dia da semana e notas finais.	34
Figura 9 – Comparação entre o desempenho do aluno e seu potencial.	35
Figura 10 – Relação entre tentativas de resposta e pontuação do aluno.	36
Figura 11 – Materiais de aprendizagem que mais motivaram os alunos.	37
Figura 12 – Precisão da classificação conforme o número de interação.	38
Figura 13 – Precisão do classificador por usuário.	38
Figura 14 – Exemplos de mapas de calor.	39
Figura 15 – Modelo de guia inteligente.	43
Figura 16 – Funcionamento do sistema de geração de TAs.	44
Figura 17 – Identificação do estado de aprendizagem do estudante.	45
Figura 18 – Arquitetura de trabalho.	61
Figura 19 – Modelo de trilha de aprendizagem.	67
Figura 20 – Distribuição das respostas aplicando a taxonomia elaborada.	76
Figura 21 – Taxonomia das estratégias de aprendizagem.	82
Figura 22 – Enviando recomendação para uma turma.	90
Figura 23 – E-mail recebido pelo estudante.	90
Figura 24 – Quantidade de estudantes por motivação.	94
Figura 25 – Resultados da classificação.	96

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Termos de busca	23
Quadro 2 – Critérios de Inclusão e Exclusão.	24
Quadro 3 – Representação das trilhas de aprendizagem.	26
Quadro 4 – Nós das trilhas de aprendizagem	27
Quadro 5 – Geração das Trilhas de Aprendizagem	27
Quadro 6 – Comparação entre os trabalhos sobre comportamento de aluno e a proposta.	41
Quadro 7 – Escala EEAF.....	51
Quadro 8 – Escala de Martins-Zerbini.	53
Quadro 9 – Escala EEAM-AVA.	54
Quadro 10 – Escala EEA-U.....	56
Quadro 11 – Fatores de escalas para estratégias de aprendizagem.	57
Quadro 12 – Artigos com propostas instrumentos de metas de realização em língua portuguesa no Brasil.	69
Quadro 13 – Artigos que utilizaram instrumentos de metas de realização em língua portuguesa no Brasil.	71
Quadro 14 – Taxonomia das estratégias de aprendizagem (versão preliminar).....	75
Quadro 15 – Considerações das pesquisadoras em psicologia educacional.....	77
Quadro 16 – Metas x Estratégias.....	83
Quadro 17 – Correlação entre Taxonomia x Metas de realização (EMAPRE-U).....	84
Quadro 18 – Itens descartados.....	84
Quadro 19 – Estratégias de aprendizagem utilizadas para recomendação.	85
Quadro 20 – Avaliação das recomendações de estratégias de aprendizagem.	91
Quadro 21 – Avaliação das estratégias de aprendizagem por tipo	92
Quadro 22 – Avaliação das estratégias de aprendizagem por motivação.....	93
Quadro 23 – Número de alunos por orientação de meta.	93
Quadro 24 – Turmas de IPC do período 2020/ERE	93
Quadro 25 – Classificadores utilizados.	94
Quadro 26 – Intervalos de dados para o experimento de classificação.	95

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Aprendizagem com os colegas ou em pares
ACM	Association for Computing Machinery
AM	Autorregulação Metacognitiva
ANOVA	Analysis of Variance
ANS	Ansiedade
AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem
BA	Busca por Ajuda
CBM	Constraint-Based Student Model
CMS	Content Management System
EA	Estratégia de Aprendizagem
EaD	Educação a Distância
EAEF	Escala de Estratégias de Aprendizagem para Alunos do Ensino Fundamental
EAVAP-EF	Escala de Avaliação das Estratégias de Aprendizagem para o Ensino Fundamental
EEAM-AVA	Escala de Estratégia de Ensino, de Aprendizagem e Motivação para Aprender em Ambientes Virtuais de Aprendizagem
EEA-U	Escala de Estratégias de Aprendizagem Para Estudantes Universitários
EMAPRE-U	Escala de Motivação para a Aprendizagem de Universitários
EMA-U	Escala de Avaliação da Motivação para Aprender para Universitários
ERE	Regime Especial
HTML	Hypertext Markup Language
ICC	Introdução a Ciência da Computação
IComp	Instituto de Computação
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IMS-QTI	IMS Question and Test Interoperability
IPC	Introdução a Programação de Computadores
ITS	Intelligent Tutoring System
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin
LCMS	Learning Content Management System
LMS	Learning Management System
MANOVA	Multivariate analysis of variance
MOE	Motivação Extrínseca
MOI	Motivação Intrínseca
Moodle	Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment
MR	Metas de Realização
MSLQ	Motivated Strategies for Learning Questionnaire
MySQL	My Structured Query Language
PHP	Hypertext Preprocessor
QMR	Questionário de Metas de Realização
RE	Regulação de Esforço
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
SAM	Student Attribute Matrix
SGBD	Sistema de gerenciamento de banco de dados
SMOTE	Synthetic Minority Over-sampling Technique
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
TA	Trilha de Aprendizagem
TAE	Tempo e Ambiente de Estudo
UFAM	Universidade Federal do Amazonas

URL
VLE

Uniform Resource Locator
Virtual Learning Environment

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	15
1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	18
1.3 JUSTIFICATIVA	18
1.4 OBJETIVOS	20
1.5 VALOR CIENTÍFICO	21
2 TRABALHOS RELACIONADOS	22
2.1 REVISÃO SISTEMÁTICA	22
2.2 PESQUISA SOBRE COMPORTAMENTO	33
2.3 TRILHAS DE APRENDIZAGEM E PERFIS DE COMPORTAMENTO	42
2.4 CONCLUSÕES DOS TRABALHOS RELACIONADOS	45
3 MOTIVAÇÃO E ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM.....	46
3.1 TEORIA DA META DE REALIZAÇÃO.....	46
3.2 ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM E MOTIVAÇÃO.....	48
3.3 ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM.....	50
4 ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA	58
4.1 MÉTODO DE PESQUISA.....	58
4.2 ARQUITETURA DE TRABALHO.....	60
4.3 FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS	62
5 MODELO DE TRILHAS DE APRENDIZAGEM BASEADO EM LOGS.....	63
5.1 DADOS PARA AS TRILHAS DE APRENDIZAGEM.....	63
5.2 MODELO DE TRILHAS DE APRENDIZAGEM.....	63
6 SELEÇÃO DE UMA ESCALA DE METAS DE REALIZAÇÃO	68
7 TAXONOMIA PARA ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM.....	74
7.1 CLASSES DAS ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM	74
7.2 VERSÃO FINAL DA TAXONOMIA	80
7.3 RELAÇÃO ENTRE AS METAS DE REALIZAÇÃO E AS ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM.....	82
8 EXPERIMENTOS E RESULTADOS	88
8.1 EXPERIMENTOS.....	88
8.2 RESULTADO DOS EXPERIMENTOS	90
9 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	97
10 TRABALHOS PUBLICADOS.....	99
REFERÊNCIAS	101
APÊNDICE A – Lista dos 110 itens extraídos dos trabalhos sobre escalas para estratégias de aprendizagem apresentados no Quadro 11.....	109

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A Educação a Distância (EaD) pode ser definida como um aprendizado planejado onde alunos e professores estão em locais diferentes interagindo por meio de alguma tecnologia, como meio de comunicação único ou principal, para transmitir informações (MOORE; KEARSLEY, 2011).

A princípio, a existência da EaD parece recente, porém, segundo (KENSKI, 2002) ela iniciou no Brasil por meio das rádios no Rio de Janeiro, onde, em 1923, já eram transmitidos cursos. Em sua evolução, a EaD realizou o ensino por correspondência, multimídia, teleconferências e, agora, aulas transmitidas pela Internet (KNOLL, 2013).

A regulamentação somente ocorreu pela Lei de Diretrizes e Bases, que em seu artigo 80 diz: “O Poder Público incentivará o desenvolvimento e a veiculação de programas de ensino a distância, em todos os níveis e modalidades de ensino, e de educação continuada” (BRASIL, 1996).

Os cursos na modalidade EaD receberam grandes benefícios com o uso da Internet e das mídias digitais. Surgiram os Ambientes Virtuais de Aprendizagem ou Ensino-Aprendizagem (AVA), também conhecidos como LMS (*Learning Management Systems*) ou VLE (*Virtual Learning Environments*). De acordo com Ninoriya, Chawan e Meshram (2011) AVA é uma ferramenta que permite o gerenciamento de cursos *online*, registro de alunos e a avaliação de seus resultados de aprendizagem.

Surgiram grandes desafios para a EaD, não somente na questão do uso das tecnologias, mas também se tornou necessária uma nova abordagem de ensino, com metodologias diferenciadas e acompanhamento especial do aluno.

Nesse sentido, estudos têm trabalhado em temas relacionados como, por exemplo, uso da neurociência para entender como o cérebro aprende (COSENZA; GUERRA, 2011; SALLA, 2012). Também são encontrados trabalhos sobre a criação de processos educacionais melhores pelo uso da motivação, por exemplo, França e Amaral (2013) elaboraram um ambiente de programação mais amigável, já Souza e Schneider (2013) apresentam uma proposta do uso do Facebook no contexto educacional.

Dessa forma, muitos trabalhos têm como foco tornar o aprendizado mais eficiente ou mais atraente através da colaboração aluno-professor, aluno-aluno, aluno-AVA (CARNEIRO; GARBIN, 2013; GOMES et al., 2013; MOROZEVICH; KOROTKIKH; KUZNETSOVA,

2022; MÜLLER; SILVEIRA, 2013; PAES et al., 2013). Quando se trata de utilizar informações sobre os usuários, em geral, esses trabalhos apresentam ferramentas ou modelos baseados em dados pré-definidos nos perfis do usuário, ou seja, fornecidos explicitamente por eles por meio de questionários ou formulários. Alguns modelos não consideram que a evolução do aluno ao longo do curso faz com que suas informações mudem.

Além dos trabalhos citados acima, outros também não utilizam, ou utilizam de forma reduzida, as informações comportamentais do usuário, como em Voss et al. (2013). O que acontece com a maioria desses trabalhos é que eles utilizam fatores estáticos para criar um modelo do aluno. Ainda que as ações do aluno mudem, essa mudança não se reflete nessas informações, gerando modelos também estáticos, que ao longo do tempo podem não mais representar o aluno dentro de sistema.

Ferramentas e modelos analíticos que permitam a compreensão do comportamento do usuário podem ser aproveitadas para inferir padrões individuais ou coletivos e promover uma customização na relação com os alunos, melhorando suas experiências (SAITO; WATANOBE, 2020). Tais modelos e ferramentas podem auxiliar docentes e tutores no acompanhamento das ações dos aprendizes dentro dos ambientes virtuais de aprendizagem (BANERES; RODRÍGUEZ-GONZALEZ; SERRA, 2019; WEIAND; MANSSOUR; SILVEIRA, 2019).

Muitos trabalhos apresentam sistemas adaptáveis, onde os recursos de aprendizagem são ajustados seguindo as características pessoais do aluno, como perfil e estilo de aprendizagem, construindo, assim, um ambiente personalizado. Existem também ambientes virtuais que não adotam esta adaptabilidade, porém, ainda sim, são apresentadas sequências de atividades definidas pelo professor ou professores, em uma ordem que visa facilitar ainda mais o aprendizado do aluno.

Nesse contexto, novas informações geradas a partir de dados do AVA podem facilitar o processo de ensino e aprendizagem. O AVA coleta dados sobre usuários que podem ajudar a definir o perfil do aluno, seu comportamento e identificar suas dificuldades e necessidades. Uma forma de acompanhar os aprendizes é observar as ações que eles realizam no sistema, e essas ações podem resultar em caminhos conhecidos como Trilhas de Aprendizagem (TA).

Segundo (TAFNER; TOMELIN; MÜLLER, 2012), as TAs são:

‘Caminhos’ virtuais de aprendizagem, capazes de promover e desenvolver competências no que concerne ao conhecimento, à habilidade, à atitude, à interação, à interatividade e à autonomia. [...]Trilhas de Aprendizagem são caminhos flexíveis e alternativos para o desenvolvimento intelectual.

Trilhas de aprendizagem também são referenciadas como caminhos de aprendizagem

e percursos de aprendizagem, e em língua inglesa: *learning path*, *learning route* e *learning itineraries*.

Dentro do contexto da educação a distância, nos trabalhos da literatura, as trilhas de aprendizagens são consideradas sob dois pontos de vista:

1. Uma sequência de recursos e atividades (material didático, objetos de aprendizagem, atividade, fórum, chat, ...) definida pelo professor, ao planejar a disciplina, e disponibilizada no ambiente virtual; ou
2. A trajetória percorrida pelo aluno, durante a sua interação com recursos e atividades disponibilizados no ambiente virtual.

Em geral, quando os trabalhos publicados abordam a criação de trilhas de aprendizagem predeterminadas, eles assumem as trilhas do ponto de vista dos professores. Quando os trabalhos abordam o monitoramento do comportamento dos alunos, o ponto de vista considerado é o do estudante. No entanto, também são encontradas publicações que trabalham com os dois pontos de vista. Nesta pesquisa, o termo ‘trilhas de aprendizagem’ faz referência às trilhas percorridas pelo aluno, salvo se informado o contrário.

Esta pesquisa apresenta um novo modelo de TA baseado em grafos para auxiliar os professores na recomendação de estratégias de aprendizagem e identificação de perfis de motivação. Os dados das TAs são obtidos baseados nas ações de interação dos estudantes com o AVA. O uso dos dados armazenados pelos AVAs já é, em muitos casos, suficiente para ajudar nas tomadas de decisão. A ideia é propor uma alternativa para os modelos de usuário, que representam o estado de conhecimento de domínio do aluno (HUANG; GUERRA-HOLLSTEIN; BRUSILOVSKY, 2016). Uma das principais contribuições desta pesquisa é demonstrar que dados que não refletem, pelo menos diretamente, o nível de conhecimento dos aprendizes, podem ser usados para criar um modelo de TAs com a possibilidade de ser aplicado em diferentes ambientes de aprendizagem e servir como base para a criação de novas ferramentas. Nesta tese, o comportamento será abordado do ponto de vista da teoria de Metas de Realização (AMES, 1984; DWECK, 1986; DWECK; ELLIOTT, 1983), no qual o aluno pode ser classificado em orientações meta, por exemplo, se um aluno se identifica com a meta aprender, então ele buscará obter o domínio de conhecimento sobre um assunto.

Outra contribuição deste trabalho é apresentar uma abordagem mais simples, pois, na maioria dos trabalhos, os especialistas devem analisar e classificar os recursos/atividades. Eles também precisam indicar atributos como nível de dificuldade, tempo esperado de execução, conhecimento exigido, o que os alunos aprenderam naquele conteúdo, entre outros. Será mostrado que para a abordagem proposta essas ações não são necessárias.

1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Para que haja melhorias nos ambientes virtuais, está claro que é necessário conhecer o aluno. Nesse sentido, muitas técnicas estão sendo aplicadas, algumas precisam de informações obtidas diretamente com o aluno, onde os dados coletados podem não corresponder à situação real do aluno. Outros trabalhos buscam monitorar, de forma transparente, as atividades dos alunos no intuito de encontrar padrões de comportamento que possam elucidar possíveis problemas ou melhoras no aprendizado.

Alguns trabalhos da literatura (MARQUEZ et al., 2008; MOROZEVICH; KOROTKIKH; KUZNETSOVA, 2022; PIRES; COTA, 2010; SITTHISAK; GILBERT; ALBERT, 2013; VANTROYS; PETER, 2003; WISUTTIKUL; BOONMEE, 2004) mostram que é possível utilizar informações sobre as trilhas de aprendizagem para a realização de ajustes, de atividade ou conteúdos, por exemplo, nos AVAs conforme o modelo do aluno, (modelo que representa o aluno dentro da ferramenta). Entretanto, esses trabalhos exigem a identificação ou criação de metadados para cada recurso e atividade, o que nem sempre podem ser obtidos nos ambientes virtuais, pois depende da análise de especialistas (HE et al., 2022), podem depender de testes em determinadas etapas para atualizar as informações sobre os usuários (JIANG et al., 2022), as abordagens não são flexíveis o bastante para serem aplicadas em outros ambientes de aprendizagem.

Em um trabalho anterior (RAMOS et al., 2017a), mostrou-se que a utilização das trilhas de aprendizagem permitiu ao docente analisar o comportamento de alunos de um ambiente virtual. O professor/tutor deveria visualmente analisar cada trilha de aprendizagem, entretanto o ideal seria que tal análise de comportamento por meio das trilhas de aprendizagem fosse automatizada a fim de facilitar o acompanhamento dos alunos.

Portanto, o problema abordado por esta pesquisa consiste em como permitir ao professor, que utiliza um AVA como ferramenta de trabalho, obter o comportamento de seus alunos, de forma automatizada, por meio de modelos de alunos utilizando as trilhas de aprendizagem.

1.3 JUSTIFICATIVA

As trilhas de aprendizagem transparecem de forma natural o comportamento do aluno, a partir disso pretende-se criar um modelo para a identificação desse comportamento. A

visualização dos caminhos dentro do AVA pode auxiliar o professor, de maneira simplificada, no monitoramento dos alunos, ao comparar a trilha que ele projetou àquela que efetivamente o aluno tem percorrido, porém se torna inviável acompanhar dessa forma conforme a quantidade de alunos vai crescendo.

É possível automatizar a análise das trilhas de aprendizagem reduzindo o esforço necessário, por parte do professor para compreender o comportamento dos seus alunos (BARNES, 2005), verificar as interações (envio de mensagens, postagem em fóruns, acesso ao material escolar, entre outros) do aluno no AVA (CEREZO et al., 2014; TEUTSCH; BOURDET, 2010), acompanhar o processo de aprendizagem (CEREZO et al., 2014) e receber sugestões de decisões a serem tomadas.

O comportamento dos usuários na Web como um todo, é um dos tópicos de pesquisa mais relevante (KASSAK; KOMPAN; BIELIKOVA, 2016). Além de identificar e usar o comportamento para recomendar conteúdo, também é interessante prever o comportamento do usuário e melhorar a sua experiência.

A pesquisa de Byun et al. (2014) define os padrões de atividades dos alunos como hábitos. O estudo afirma que os alunos começam a desenvolver seus hábitos nas primeiras aulas. E diferente de fatores estáticos, o comportamento pode ser moldado e alterado pelas instituições. Sendo assim, existem fatores dinâmicos que podem ser apoiados ou desencorajados.

Os autores ainda mencionam que com certas sugestões como requisitos de um curso, prazos e horários semanais, por exemplo, os alunos são induzidos a seguir determinadas rotinas. E conforme se acostumam, isso se transforma em hábitos, criando um padrão de comportamento.

Kassak, Kompan e Bielikova (2016), citam que a qualidade de predição do comportamento do usuário é altamente dependente da qualidade do modelo de usuário descrevendo comportamentos anteriores e preferências. Zhou, Zheng e Mou (2015), acrescentam que a predição do desempenho acadêmico dos estudantes é uma importante tarefa para as instituições, pois pode promover um apoio aos estudantes em risco tão logo se perceba a necessidade.

Portanto, a presente pesquisa pretende, por meio de um estudo de caso, verificar se é possível identificar o tipo de orientação de metas de realização, de forma automática e transparente, e a partir disso recomendar estratégias de aprendizagem de acordo com o perfil de motivação, verificando se isso é avaliado como positivo pelo aluno. A ideia é que existe correlação entre as trilhas de aprendizagem e as orientações de metas de realização, de tal forma

que é possível classificar a orientação de meta de realização de um aluno analisando a sua trilha de aprendizagem.

Para isto, esta tese utilizou o ambiente virtual chamado CodeBench¹, um juiz online desenvolvido no Instituto de Computação (IComp) da Universidade Federal do Amazonas (UFAM), como ambiente para os experimentos, devido sua importância para a ministração de disciplinas de conceitos básicos de programação nos diversos cursos oferecidos pela Ufam, inclusive cursos que não são da área de computação.

1.4 OBJETIVOS

Com base nos estudos realizados sobre trilhas de aprendizagem em ambientes virtuais de aprendizagem, foram propostos os objetivos a seguir.

1.4.1 Objetivo Geral

A proposta deste projeto é criar e avaliar um modelo de representação do comportamento dos alunos por meio de identificação das trilhas de aprendizagem.

O modelo de comportamento é fundamentado na teoria de orientação de metas de realização (AMES, 1984; DWECK, 1986; DWECK; ELLIOTT, 1983). As trilhas de aprendizagem estão fundamentadas nas ações de interação de alunos utilizando um ambiente virtual de ensino-aprendizagem.

1.4.2 Objetivos Específicos

São objetivos específicos deste trabalho:

- Identificar e extrair os dados referentes às trilhas de aprendizagem dos registros do CodeBench;
- Gerar um modelo, baseado em grafo, para as trilhas de aprendizagem;
- Identificar comportamentos dos alunos, utilizando a Teoria de Metas de Realização;
- Gerar modelos de comportamentos a partir das informações obtidas das trilhas de aprendizagem e dos comportamentos identificados;
- Verificar o uso prático do modelo proposto na classificação de metas e

¹ <https://codebench.icomp.ufam.edu.br/>

recomendação de estratégias de aprendizagem.

1.5 VALOR CIENTÍFICO

O uso de modelo de comportamento baseado em trilhas de aprendizagem caracteriza-se por fornecer informações sobre a interação do aluno com o AVA. As interações são coletadas dos registros do banco de dados que armazenam as ações do usuário não sendo necessária uma coleta de dados mais direta, como o preenchimento de pesquisas e questionários.

As trilhas de aprendizagem representam de forma natural o comportamento do aluno, pois são criadas sem interferências diretas do professor (GUTIÉRREZ; PARDO; KLOOS, 2006; RAMOS et al., 2015). O professor pode, por meio desse modelo, perceber se o seu planejamento do curso ainda está adequado, pois sabe-se que o comportamento dos alunos muda ao longo do tempo.

O resultado do trabalho proposto, ao ser utilizado para analisar cursos encerrados, pode gerar indicativos de qual meta de realização é a mais predominante, em determinado curso, o que pode utilizado como referência para recomendações enquanto o ambiente não tiver dados suficientes para serem analisados. Dessa forma, pode-se contribuir para solucionar problemas como o *cold start*, que ocorre na fase inicial dos sistemas que realizam recomendação, quando o sistema precisa de dados sobre os usuários para fornecer recomendações, porém o usuário não utiliza o sistema pois ele ainda não fornece as recomendações, gerando um impasse (GUTIÉRREZ; PARDO; KLOOS, 2006).

É possível ainda auxiliar recomendações de grupos de aluno para a realização de atividades colaborativas (RAMOS et al., 2017b), acompanhar a evolução de um aluno ao longo do tempo (RAMOS et al., 2016), verificar a influência dos recursos disponibilizados com as taxas de aprovação e reprovação, associar o comportamento do aluno a tendências de evasão, verificar quais tipos de trilhas estão correlacionadas ao desempenho positivo do aluno, e também contribuir para a criação de AVAs adaptativos. Assim o modelo proposto, pode se tornar uma nova fonte para mineração e análise de dados educacionais em ambientes virtuais de aprendizagem.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são apresentados os trabalhos relacionados encontrados na literatura. A seção 2.1 apresenta uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) sobre trilhas de aprendizagem em ambientes virtuais de aprendizagem. Esta seção apresenta o estudo base para seleção da representação das trilhas de aprendizagem da tese, que foi baseado em estrutura dos grafos, são apresentadas as diversas características de representação de trilhas de aprendizagem com base nos trabalhos selecionados. A seção 2.2 apresenta trabalhos que tratam da utilização do comportamento do usuário em ambientes de aprendizagem. A seção 2.3 apresenta trabalhos mais atuais que utilizam perfis de comportamento e trilhas de aprendizagem.

2.1 REVISÃO SISTEMÁTICA

Um estudo aprofundado sobre trilhas de aprendizagem foi realizado por meio de uma Revisão Sistemática da Literatura, seguindo as orientações de (KITCHENHAM, 2004), cujo resultado está registrado em um relatório técnico (RAMOS; OLIVEIRA, 2015). Os trabalhos relacionados sobre trilhas de aprendizagem foram encontrados durante a revisão *quasi*-sistemática, sendo que a questão principal era saber como as trilhas de aprendizagem são representadas nos AVAs. Durante o processo da RSL utilizou-se uma ferramenta especialmente para este fim, chamada de *StArt*, desenvolvida na Universidade de Federal de São Carlos, pelo Laboratório de Pesquisa em Engenharia de Software (LaPES) e está disponível no endereço lapes.dc.ufscar.br.

2.1.1 Objetivo e questão de pesquisa

O objetivo da RSL foi identificar como as trilhas de aprendizagem são representadas dentro dos sistemas *e-learning* e se existe uma representação visual dessas trilhas para os professores e alunos. A descrição do objetivo conforme o paradigma *Goal-Question-Metric* de Basili e Weiss (1984), pode ser observada abaixo:

Analisar publicações científicas através de um estudo baseado em revisãosistemática, **com o propósito de** identificar como são representadas as trilhas de aprendizagem em Ambientes Virtuais de Aprendizagem **com relação à** representação dessas trilhas para os sistemas, professores e alunos **do ponto de vista dos** pesquisadores **no contexto** acadêmico ou industrial.

A RSL buscou responder à questão principal: *como as trilhas de aprendizagem são representadas dentro dos sistemas de e-learning?*

2.1.2 Método de busca das publicações

Utilizou-se as máquinas de buscas específicas, das bibliotecas selecionadas, sendo consultados os conjuntos de palavras-chave pré-estabelecidos na pesquisa.

Apenas fontes digitais foram consideradas para consulta, sendo estas: *IEEE Computer Science Digital Library* <<http://ieeexplore.ieee.org>> e *Scopus* <<http://www.scopus.com>>. A *Scopus* destaca-se por armazenar publicações de diversas fontes como, por exemplo: *Springer, ACM, ScienceDirect/Elsevier, British Computer Society*.

2.1.3 Expressão de Busca

A expressão de busca foi definida após a execução de testes, auxiliados com base em artigos de controle, composta por palavras-chave que representam a população (P) e a intervenção (I). A composição básica da expressão de busca possui a seguinte estrutura: (P) AND (I). Para a busca na Scopus, as aspas (“”) foram substituídas por chaves ({}).

A população é descrita por um conjunto de palavras relacionadas a *Learning Management Systems* e *e-Learning*, enquanto a intervenção descreve palavras relacionadas a *Learning Path*. O Quadro 1, a seguir, apresenta as palavras-chave da expressão de busca.

Quadro 1 – Termos de busca

População
"learning management system", "learning management systems", "lms", "virtual learning environment", "virtual learning environments", "vle", "course management system", "course management systems", "intelligent tutoring system", "intelligent tutoring systems", "coaching assisted system", "coaching assisted systems", "moodle", "distance course", "distance education", "distance learning", "distance training course", "online learning", "distance courses", "distance training courses", "e-learning framework", "e-learning system", "e-learning systems", "e-learning module", "e-learning modules", "e-learning recommender system", "e-learning recommender systems", "e-learning program", "e-learning programs", "e-learning adaptive system", "e-learning adaptive systems", "e-learning path", "e-learning paths", "e-learning setting", "e-learning settings", "distant learning system" e "distant learning systems"
Intervenção
"learning path", "learning itinerary", "learning route", "learning workflow", "individual path", "learning paths", "learning itineraries", "learning routes", "learning workflows" e "individual paths"

2.1.4 Critérios de Inclusão e Exclusão

Os critérios de inclusão (CI) e de exclusão (CE), listados no Quadro 2, foram elaborados a partir dos artigos de controle.

Quadro 2 – Critérios de Inclusão e Exclusão.

Critérios de Inclusão
(CI1) Artigos que apresentem representações de modelos, visuais ou não, sobre trilhas de aprendizagem.
(CI2) Artigos que apresentem propostas de adaptação de trilhas de aprendizagem em ambientes virtuais.
Critérios de Exclusão
(CE1) Não serão selecionadas publicações em que as palavras-chave da busca não apareçam no título, resumo e/ou palavras-chave.
(CE2) Não serão selecionadas publicações em que as siglas equivalentes não signifiquem: LMS - “Learning Management System, VLE – “Virtual Learning Environment”.
(CE3) Serão excluídas publicações que não tem disponibilidade de conteúdo para leitura (por exemplo, onde os trabalhos são pagos ou não disponibilizados pelas máquinas de buscas).
(CE4) Artigos que apenas apresentam relatos de experiência de algum modelo, técnica ou ferramenta.
(CE5) Artigos que apenas citam sistemas de e-learning (LMS, VLE, etc.), mas não o abordam como foco principal.
(CE6) Não serão selecionadas publicações que não relacionam Trilhas de Aprendizagem e Ambientes Virtuais de Aprendizagem (LMS, CMS, ITS, LCMS).
(CE7) Não serão selecionadas publicações que apresentam ambientes virtuais de aprendizagem, mas não descrevam trilhas de aprendizagem.
(CE8) Não serão selecionadas publicações que descrevam trilhas de aprendizagem, mas não relacionados a ambientes virtuais de aprendizagem.

2.1.5 Extração de Dados

Foram extraídos dados básicos da publicação como título, autores, local de publicação, ano de publicação, palavras-chave e dados relativos às características que auxiliaram na resposta da questão de pesquisa e na caracterização das publicações. São eles: técnicas utilizadas no trabalho, ambiente virtual utilizado, tipo AVA, público-alvo no trabalho, abrangência do trabalho, tipo da pesquisa, momento de criação das trilhas de aprendizagem, como as trilhas são representadas, se a ferramenta da publicação apresentada recomenda trilhas de aprendizagem e quais os nós das trilhas.

2.1.6 Condução de Revisão

Após o processo de planejamento da revisão, realizou-se a fase de execução. É importante informar que a execução da expressão de busca ocorreu em junho de 2014. Primeiramente, os estudos preliminares foram identificados através da execução da expressão de busca. Ao todo foram retornados 279 artigos, sendo 201 artigos da base da Scopus e 78 da

base da IEEE, os 60 trabalhos duplicados foram identificados posteriormente via software e revisão manual, portanto foram analisadas, no primeiro filtro, 219 publicações.

No primeiro filtro, os trabalhos foram analisados de acordo com o título, resumo e palavras-chave. Publicações cujo conteúdo para leitura não pode ser obtido diretamente da fonte de pesquisa (Scopus e IEEE), foram pesquisadas via máquina de busca (*google.com*) e/ou quando possível, os autores eram contatados via e-mail ou pelo portal *researchgate.net*. Esgotando-se as possibilidades, os trabalhos foram classificados conforme critérios estabelecidos na fase de planejamento (Figura 1).

Na fase do Segundo Filtro, somente os 127 trabalhos aceitos na fase anterior foram lidos na íntegra. Também foram adotados os mesmos critérios de inclusão e exclusão do primeiro filtro. Portanto, ao todo 76 trabalhos foram aceitos nesta última fase e formaram a base para a extração de dados (Figura 2).

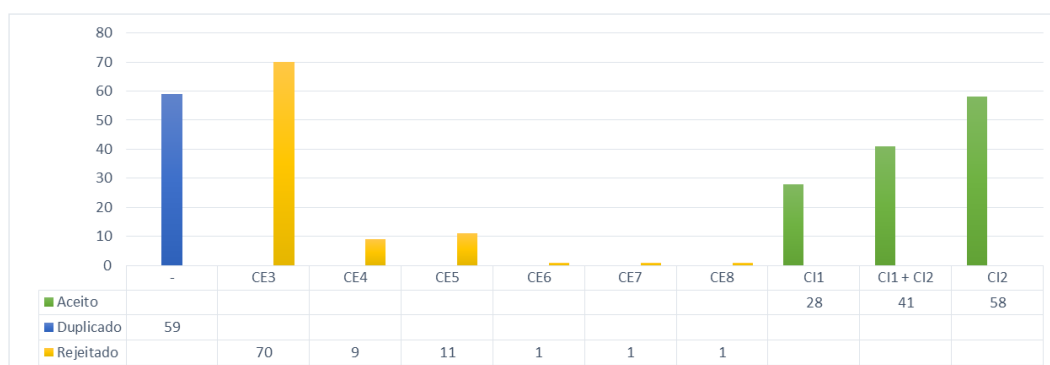


Figura 1 – Resultado do Primeiro Filtro por Critério.
Fonte: De autoria própria.

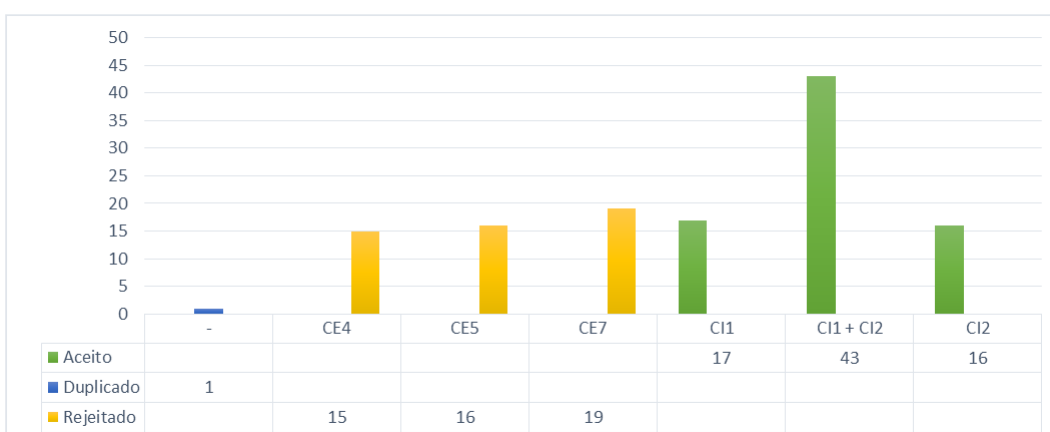


Figura 2 – Resultado do Segundo Filtro por Critério.
Fonte: De autoria própria.

2.1.7 Análise e Discussão dos Dados

2.1.7.1 Resposta à questão principal

A partir dos dados das publicações aceitas foi possível estabelecer como as trilhas de aprendizagem são representadas nos ambientes virtuais, quais nós as compõem, em que momentos são geradas e se há recomendação de trilhas de aprendizagem.

Os métodos de representação de trilhas de aprendizagem mais utilizados são Grafos (39,47%) e Sequenciamento (30,26%). Trabalhos que utilizam grafos podem explorar uma flexibilização em tempo real da aprendizagem. O aprendiz pode, ao longo de todo o processo de estudo e em cada parte dele, mudar suas características e isso pode ser avaliado constantemente em seu perfil. Já o sequenciamento implica que, em um determinado intervalo do curso, o aprendiz deverá percorrer uma sequência de atividades que não poderá ser mudada, ou seja, o aluno é avaliado periodicamente, mas somente entre as sequências, de forma que as características como conhecimento adquirido, estilo de aprendizagem, perfil cognitivo e outros dados sobre o aprendiz sejam atualizados e utilizados como parâmetros para a geração da sequência de atividades seguintes. O Quadro 3 apresenta todas as representações de trilhas de aprendizagem encontradas na revisão.

Quadro 3 – Representação das trilhas de aprendizagem.

Como as trilhas são representadas	Total	Como as trilhas são representadas	Total
Grafo	30	Cadeia de Cromossomos	2
Sequenciamento	23	Árvore	1
Rede de Petri	4	Vetor	1
Ontologia	4	Mapa 3d_SLN	1
Fluxo de trabalho (workflow)	3	Espaço de Estados de Aprendizagem	1
Gráfico	3	Plano - Case-Based planning (CBP)	1
Relacionamento Conceito-Efeito	2		

Os termos mais citados com relação aos nós das trilhas de aprendizagem são: Objetos de Aprendizagem (OA), Conceitos, Módulos e Atividades. Observa-se que esses nós mais citados possuem uma visão macro do processo de aprendizagem, assim não representam especificamente um recurso, mais sim um agregado de recursos estáticos e/ou dinâmicos representados de forma única. Uma atividade envolve, por exemplo, o contato com os conhecimentos teóricos e a aplicação em um ou mais exercícios. O Quadro 4 apresenta todos os termos citados nas publicações analisadas, com destaque para dois trabalhos que citam a intervenção do professor/tutor como um nó da trilha de aprendizagem. Caso a publicação tenha afirmado trabalhar com OA e descreve alguns destes, por exemplo, como fóruns, vídeos e tarefas então os nós das trilhas de aprendizagem são registrados na extração de dados como dos tipos OA, fóruns, vídeos e tarefas e não apenas como OA. A mesma ideia vale para

Conceitos, Módulos e Atividades. Esta forma de registro foi necessária por causa dos diferentes níveis de detalhes das publicações que não podem ser desconsiderados.

Quando o aprendiz percorre um caminho dentro do ambiente de aprendizagem, ele executa uma série de ações, como assistir a um vídeo, acessar uma página externa, ler um conteúdo, realizar um teste, postar em um fórum, entre outras que lhe são permitidas. O conjunto de ações possíveis pode ser especificado antes mesmo do aprendiz interagir com o AVA, neste, cria-se um caminho padrão e uma série de caminhos alternativos, dessa forma é possível prever a próxima ação que será disponibilizada para o aprendiz. Para sistemas de *e-learning* com estas características, denominou-se o momento da geração das trilhas de aprendizagem como pré-estabelecido. Existem 36 publicações, conforme, com esta característica. As demais publicações foram classificadas como de tempo real, isto significa que, apesar do ambiente virtual possuir em sua base de dados os recursos e atividades que serão disponibilizados aos aprendizes, não é determinado, previamente, qual atividade ou recurso será fornecido após a conclusão da ação anterior.

Quadro 4 – Nós das trilhas de aprendizagem

Tipos de nó	Total	Tipos de nó	Total	Tipos de nó	Total
Objetos de Aprendizagem	31	Material Web/Conteúdo Externo	4	Laboratório virtual	2
Conceitos	22	Página Web	4	Seminário	1
Atividades	16	Comentário das questões	3	Falar em público	1
Módulos	16	Fórum	2	Curso alto nível	1
Questionários	12	Chat	2	Animações 3D	1
Tarefas	11	Intervenção Professor/Tutor	2	Biblioteca virtual	1
Objetos Multimídia	9	Notas Suplementares	2	Workshop virtual	1
Assistir um vídeo	4	Livros Recomendados	2	Colaboração virtual	1
		Resumo	2		

Quadro 5 – Geração das Trilhas de Aprendizagem

Momento de criação das trilhas de aprendizagem	Total
Tempo real	40
Pré-estabelecido	36

2.1.8 Conclusões da análise

Grafo é o método mais utilizado para representar trilhas de aprendizagem (39,47%). Os termos mais citados para os nós de uma TA são: Objetos de Aprendizagem, Conceitos, Módulos e Atividades. Em geral, as TAs são geradas em tempo real. O Moodle é citado por 13% dos trabalhos como AVA utilizado. O grande foco de pesquisa nos trabalhos é a adaptação

do ambiente virtual de aprendizagem à individualidade do aluno. Verificou-se também que 55,26% dos trabalhos analisados foram publicados somente nos últimos cinco anos, sendo que o trabalho mais antigo foi publicado em 1994.

Os estudos mostraram uma grande heterogeneidade para a representação das trilhas de aprendizagem, com destaque para o nível de detalhes de trabalhos que citavam especificamente páginas Web, fórum e chats, por exemplo, ou genericamente, como conceitos/módulos/curso e outros trabalhos que descreviam vários níveis de representação. A maioria dos trabalhos trata as trilhas de aprendizagem como resultado de sua criação e não do processo natural do aluno de percorrer o conteúdo do *e-learning*, mas também há trabalhos que consideram a ótica do aluno. Esta RSL também revela que o grande foco de pesquisa nos trabalhos estudados é a adaptação do ambiente virtual de aprendizagem à individualidade do aluno, seja ela caracterizada por seu perfil cognitivo, estilo de aprendizagem, habilidade ou nível de conhecimento. Há também um crescente aumento de pesquisas que utilizam técnicas de Inteligência Artificial, tais como: agentes, otimização de colônia de formiga, algoritmos genéticos, redes neurais. Muitos sistemas propostos são anunciados como sistema de recomendação, porém os conteúdos selecionados são impostos ao aluno.

2.1.9 Trabalhos encontrados na revisão

A seguir, são apresentados alguns trabalhos que tratam das trilhas de aprendizagem. As pesquisas fazem parte dos resultados encontrados e abordam estratégias diferentes de criação das trilhas.

2.1.9.1 Learning in Moodle Using Competence-Based Knowledge Space Theory and IMS QTI

O artigo de Sitthisak, Gilbert e Albert (2013), apresenta a implementação da Teoria de Espaço de Conhecimento por Competência (*Competence-Based Knowledge Space Theory - CbKST*) dentro do Moodle utilizando um aplicativo compatível com os padrões do IMS QTI, modelo para representação de dados de questões e testes. O trabalho foca na avaliação adaptada ao nível de conhecimento dos alunos.

O modelo adota a ideia de que as questões/problemas estão ligadas formando um grafo de dependência ou uma rede. O nível de conhecimento de um aluno está relacionado ao subconjunto de questões que ele é capaz de responder. Os problemas podem ser associados com

objetos de aprendizagem, criando também relação entre os problemas/questões e os objetos de aprendizagem necessários.

O CbKST é um framework de domínio e representação do conhecimento do aluno, que constitui a base para as trilhas de aprendizagem significativas adaptadas para o estado do conhecimento dos alunos. Usa a relação de pré-requisitos de competências e problemas de um determinado domínio.

QTI *works* é um sistema de avaliações baseado no IMS QTI. Foi utilizado pelos autores. Um problema é selecionado de um conjunto de problemas, caso o aluno responda corretamente, um novo problema de maior dificuldade é apresentado.

Os alunos ao acessarem o sistema e o módulo devem realizar um pré-teste, para verificar o nível de conhecimento inicial. Os itens dos testes são obtidos da base de questões (*item bank*) do QTI *works*. Os resultados dos testes são enviados para o CbKST *Service* para atualizar o nível de conhecimento dos alunos e armazenados no *User Model*. Já o *Domain Model* mantém a estrutura de domínio de conhecimento e é independente do resultado dos testes. O CbKST *service* recupera uma questão da base de questões com base no nível de conhecimento atualizado, então a questão pode ser mais difícil ou menos difícil.

A trilha de aprendizagem a ser seguida pelo aluno é personalizada em tempo real, porém todos os caminhos alternativos possíveis já foram definidos, apenas sendo podados conforme a evolução do nível de conhecimento do aluno.

2.1.9.2 Evolutive Mechanism for E-Learning Plataforms: A new approach for old methods

O trabalho de (PIRES; COTA, 2010) apresenta uma proposta do uso de Algoritmos Genéticos (AG) em AVAs para o acompanhamento do progresso do aprendizado (individual) capturando a curva de aprendizagem do aluno. É um trabalho com resultados parciais. A ideia é usar a função de aptidão (*fitness function*) para selecionar a abordagem, apresentada no trabalho com *Knowledge Block* (KB), conforme Figura 3.

Os resultados das atividades são utilizados para construir um conjunto de números binários. E através disso, visualizar as dificuldades do aluno e assim redirecionar todos os esforços intelectuais para a superação dessas dificuldades. Neste ponto, o AG encontrará o KB que melhor combinará com as dificuldades detectadas, aceitando uma compatibilidade mínima de 80%. Observe que a trilha de aprendizagem é definida dinamicamente.

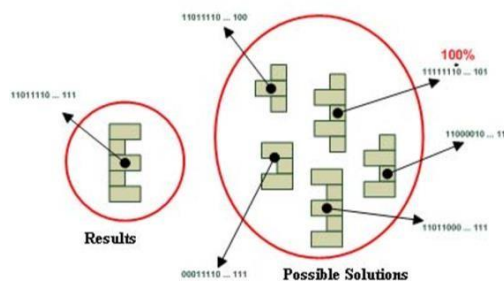


Figura 3 – Cada solução indicará uma TA.
Fonte: (PIRES; COTA, 2010)

2.1.9.3 COW, a flexible platform for the enactment of learning scenarios

COW (*Cooperative Open Workflow*), de (VANTROYS; PETER, 2003), é um sistema de *workflow* flexível dedicado ao ensino aberto e à distância. O trabalho apresenta o *Educational Modeling Languages* (EML) usado para criar os modelos pedagógicos de um curso. EML expressa link de atividades e os recursos utilizados por elas. O EML é usado no IMS-LD (Learning Design) para criar as trilhas de aprendizagem. O XPDL (*XML Process Definition Language*) é a linguagem usada pelo COW para representar os modelos IMS-LD criados. O Cow apresenta as trilhas de aprendizagem utilizando a ideia de processos e subprocesso, conforme pode ser visto na Figura 4.

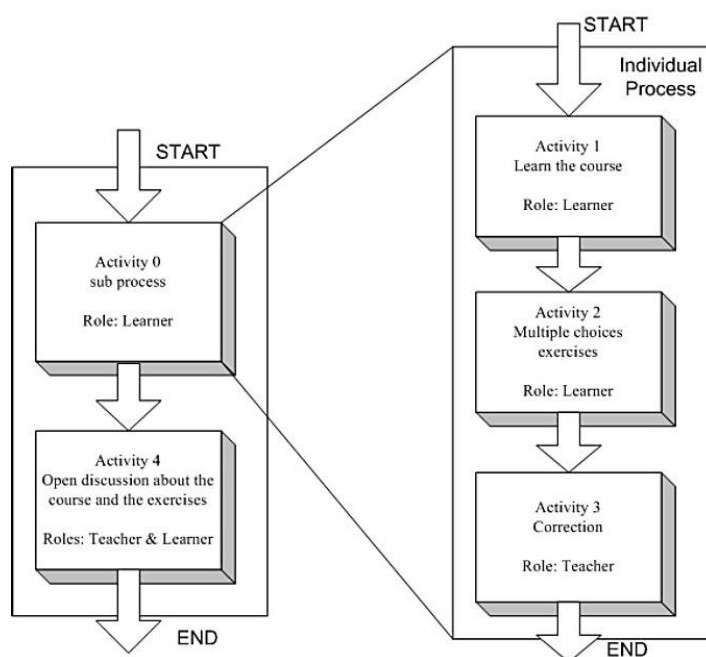


Figura 4 – As TAs como processos e subprocessos.

Fonte: (VANTROYS; PETER, 2003)

2.1.9.4 A Study of Coaching Assisted System using Learning Object Value Model

O trabalho de (WISUTTIKUL; BOONMEE, 2004) apresenta um modelo de recomendação de conteúdo (objetos de aprendizagem). Neste trabalho, os nós das trilhas de aprendizagem são constituídos somente por objetos de aprendizagem, estes são ordenados previamente de acordo com os pré-requisitos dos objetos de aprendizagem criados pelos autores. Os objetos de aprendizagem são avaliados e classificados de acordo com: o valor (profissional, interesse, estudo aprofundado), o custo, ou seja, os gastos do curso e o tempo para concluir o seu estudo (*value, cost, time*), conforme Figura 5. Observa-se, portanto, pela Figura 6 que a trilha de aprendizagem é considerada sob o ponto de vista do professor, onde resta ao aluno somente escolher o caminho que deseja seguir.

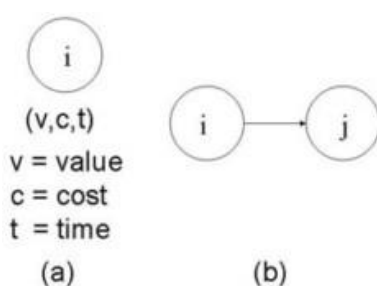


Figura 5 – O OA *i* é pré-requisito de *j*.

Fonte: (WISUTTIKUL; BOONMEE, 2004)

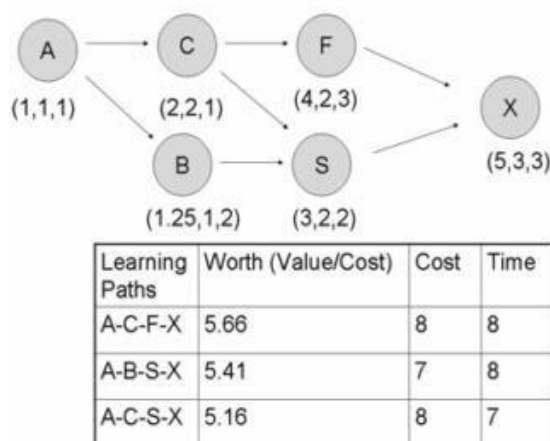


Figura 6 – TAs disponíveis. X é a meta do aluno.

Fonte: (WISUTTIKUL; BOONMEE, 2004)

2.1.9.5 Creating adaptive learning paths using Ant Colony Optimization and Bayesian Networks

O trabalho de (MARQUEZ et al., 2008) apresenta o uso de Otimização de Colônia de Formiga (*Ant Colony Optimization*) e Redes Bayesianas para adaptar as trilhas de aprendizagem. O trabalho considera que um LMS inteligente poderia recomendar ou impor o próximo curso baseado: nos resultados recentes do usuário em cursos passados e na trilha de

aprendizagem (do professor) de maior sucesso tomado pela maioria dos usuários (alunos).

O objetivo é prever o melhor caminho de aprendizado para o estudante, levando em conta os dados de perfil e as trilhas de aprendizagem seguidas pelos demais estudantes.

Novamente, as trilhas consideradas são todas predeterminadas e representadas por um grafo (Figura 7), onde:

- Os nodos são os cursos (conteúdos educacionais e exercícios (*webpages* e testes de avaliação)); e
- Os arcos são as transições entre os cursos. Eles possuem seta curva mais:
 - * - significa que a ordem que seus filhos são atravessados não importa;
 - & - significa que os “nós filhos” devem ser atravessados na ordem indicada pela seta.
 - + - significa que apenas um nó filho deve ser escolhido para continuar

No trabalho, são dados pesos a cada curso (nó) em um valor normalizado entre 0 e 1. Os pesos representam a carga pedagógica de cada nó. Um (1) representa o peso total do caminho comum previstos pelo time pedagógico. Outros caminhos terão peso total maior (que 1) pois são considerados como reforço/revisão dos cursos.

O peso dado é usado em uma função de aptidão que ajuda a decidir o próximo nó e na construção dos caminhos de aprendizagem dos alunos. O cálculo do melhor caminho usa redes bayesianas. O trabalho considera que o desempenho em um curso só dependerá do desempenho em cursos anteriores.

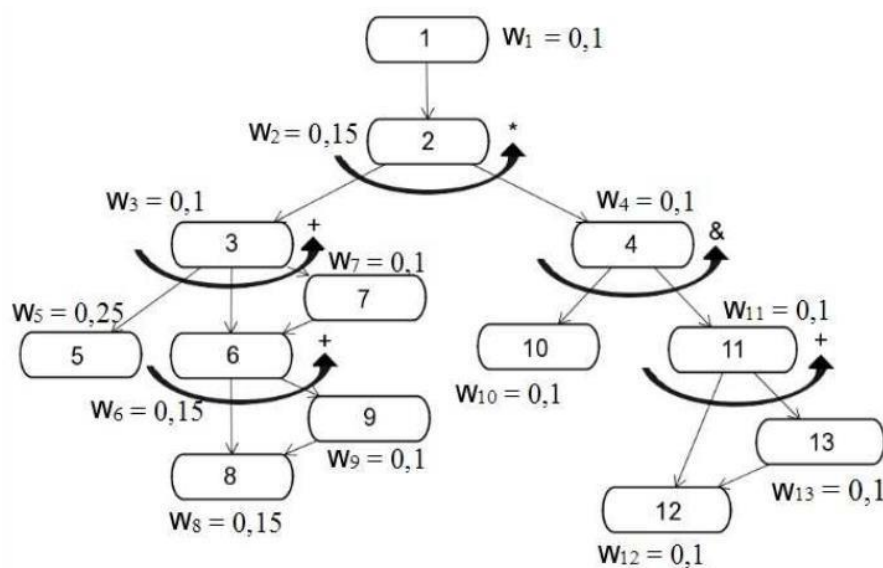


Figura 7 – Trilhas de aprendizagem.
Fonte: (MARQUEZ et al., 2008)

2.2 PESQUISA SOBRE COMPORTAMENTO

Foi realizada uma pesquisa na literatura sobre trabalhos que tratam do comportamento do aluno. Buscou-se verificar nos trabalhos como eles identificam e usam esses comportamentos para a descoberta de padrões ou realização de predições. Os trabalhos sobre TA apresentaram propostas que utilizam ambientes que são previamente preparados para coletarem os dados, por meio de formulários, testes, entre outros, entretanto, um estudo complementar foi realizado para verificar uma forma diferente para coletar informação.

2.2.1 Analysis of student behavior and success based on logs in Moodle

O trabalho de Kadoic e Oreski (2018) apresenta alguns plugins do Moodle sobre análise de aprendizagem, em especial para a análise de comportamento de estudantes cujo resultado é interpretado em termos do sucesso do estudante no curso.

Para os plugins descritos, os dados são analisados utilizando mineração de dados dos registros. Também foram identificadas algumas fontes de dados utilizadas como, por exemplo, um dos trabalhos utilizou dados das páginas, testes, links e glossário. Outro trabalho detectava a frequência e prioridade de escolha das atividades pelos estudantes. Os autores concluíram que a visualização de tarefa, do curso, do fórum e dos recursos estavam mais positivamente relacionados como o sucesso no curso. Outro exemplo apresentado foi o uso do número de questionários avaliativos, onde o aluno foi aprovado ou reprovado, número de mensagens lidas ou enviadas no fórum, tempo gasto nas tarefas, fóruns e questionários.

Na sequência, o trabalho apresentou a sua própria experiência no uso de *logs*. Eles compararam os dados dos logs com as notas finais e encontram correlação estatística relevante entre a abertura de arquivos e as notas. Concluíram também que alunos ativos nos fóruns tendem a utilizar mais os arquivos, os períodos de maior atividade são nas vésperas dos testes e nos períodos da tarde e noite. Uma informação interessante foi a relação entre os dias da semana de mais acesso e as notas finais (de 1 a 5), conforme a Figura 8.

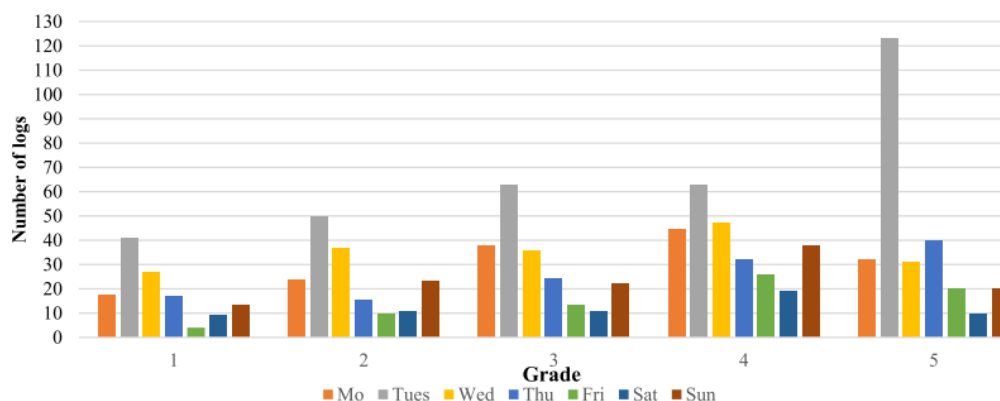


Figura 8 – Relação entre acessos por dia da semana e notas finais.

Fonte: (KADOIC; ORESKI, 2018)

2.2.2 Study on student performance estimation, student progress analysis, and student potential prediction based on data mining

O estudo realizado por Yang e Li (2018) apresenta ferramentas para a análise de desempenho de estudantes, bem como o progresso e se os estudantes tem potencial para melhorar o desempenho. Para isso, foi construído um modelo chamado *Student Attribute Matrix* (SAM) e uma rede neural para estimar desempenho. O estudo também propõe alguns indicadores de progresso e atributos, além de uma função para estimar o potencial dos alunos.

O modelo SAM compreende atributos de aprendizagem, sendo alguns baseados em desempenho, e é modelado como uma matriz. Para usar o modelo é necessário classificar as atividades de aprendizagem com os mesmos atributos do SAM. A matriz SAM do aluno então é usada com entrada de uma rede neural para estimar atributos ausentes, e assim calcular o possível desempenho futuro (potencial). A abordagem proposta também é válida para grupo de alunos ou todos os estudantes.

A Figura 9 mostra a comparação do desempenho e potencial, os dados de desempenho dos alunos foram ordenados, pelos autores, do menor para o maior. Um potencial alto significa que o aluno tem capacidade de melhorar suas habilidades, conseqüentemente o desempenho. Segundo o estudo, os alunos devem desenvolver suas habilidades de forma uniforme, pois quando apenas umas ou duas habilidades são desenvolvidas, o desempenho geral é comprometido.

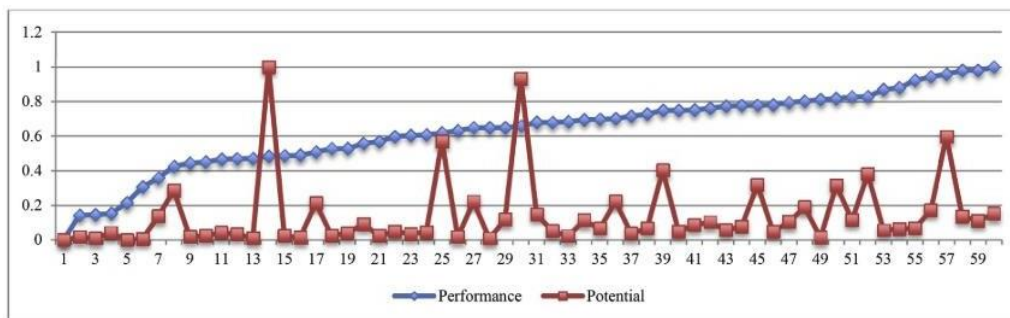


Figura 9 – Comparação entre o desempenho do aluno e seu potencial.
Fonte: (YANG; LI, 2018)

2.2.3 Intelligent tutoring system model based on fuzzy logic and constraint-based student model

O trabalho de Karaci (2018), apresenta dois modelos para representar o estudante chamados pelo autor de: *constraint-based student model (CBM)* e *overlay student model*. O trabalho é aplicado em um Sistema de Tutoria Inteligente (ITS). O CBM registra cada erro cometido pelo estudante ao responder uma questão no sistema. Já o segundo modelo determina o nível de aprendizagem do estudante e é atualizado de acordo com os erros também por meio de lógica *fuzzy*.

Observa-se, nesse caso, que o comportamento analisado é baseado nos erros do aluno ao responder as questões do ITS. Nesse caso, além do erro cometido, o tempo usado para resolver um problema, o número de dicas utilizadas, número de feedbacks necessários, tempo estudando um assunto são algumas das informações analisadas, sendo o principal o número de tentativas de respostas.

A Figura 10 mostra a relação entre o número de tentativas de responder a uma questão (linha verde), com a pontuação (*New MYCIN Score*) do aluno (linha azul). Exp-1 e Exp-2 representam dois experimentos realizados. As tentativas começam a contar de 1 até 10. A pontuação *New MYCIN Score*, varia no intervalo $[-1,1]$, e é uma modificação da métrica *MYCIN certainty factor*, que originalmente foi aplicado em um sistema médico e possui, como resposta, apenas três valores discretos -1, 0, e 1. No trabalho de Karaci, o valor 1 indica que o aluno aprendeu o assunto, o valor -1, indica que ele não aprendeu, e o valor 0 informa que não há informações suficientes para concluir se aprendeu. Portanto, conforme apresentado na Figura 10, quanto maior o número de tentativas de responder a uma questão (linha verde), menor a pontuação do aluno (linha azul). Como a pontuação depende de outros valores além do número de tentativas, implica que o mesmo número de tentativas não gera necessariamente a mesma pontuação como resposta.

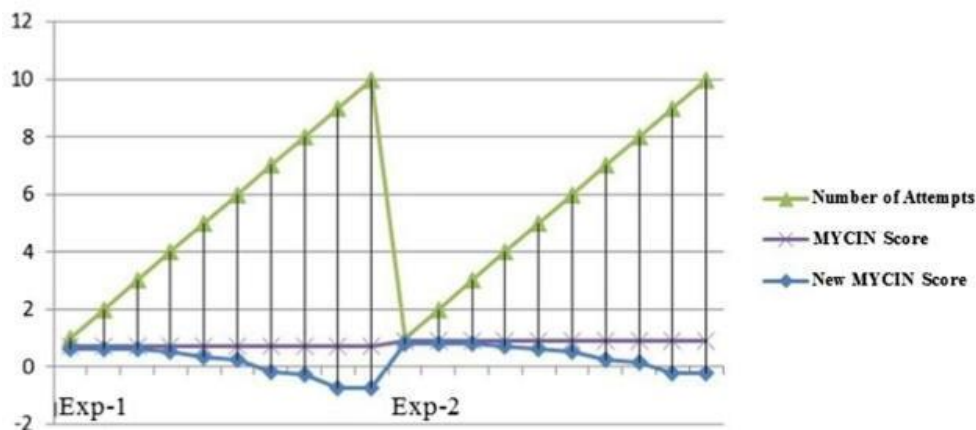


Figura 10 – Relação entre tentativas de resposta e pontuação do aluno.
Fonte: (KARACI, 2018)

2.2.4 Exploring effective learning resources affecting student behavior on distance education

O trabalho de Wella e Tjhin (2017), busca identificar quais recursos fornecidos em um AVA afetam o comportamento do estudante, mas a principal contribuição apontada pelos autores foi o padrão de comportamento *online* dos estudantes na Indonésia.

Os autores identificaram que os alunos preferem recursos em PowerPoint e notas de aula para as tarefas semanais e para se preparem para os testes, enquanto o uso de texto em formato pdf era preferível para se preparem para os exames finais. Já os vídeos foram considerados menos efetivos, os estudantes apontaram como razão a necessidade de estar atento ao assistir ao vídeo até o final para compreender o conteúdo.

Segundo a pesquisa, os estudantes ficaram estimulados com o uso de tarefas e exames, e que a principal motivação era que as tarefas deveriam ser entregues semanalmente. Outro fator também levantado foi que o professor deveria ter uma atenção especial na entrega das tarefas e exames resolvidos.

A Figura 11 apresenta, em uma escala de 0 a 5, os materiais de aprendizagem que mais motivaram os alunos. Destaque para as notas de aula e as apresentações.

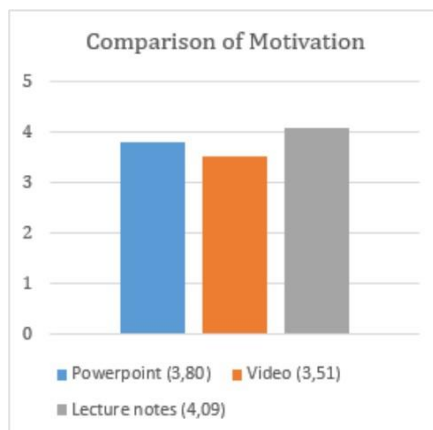


Figura 11 – Materiais de aprendizagem que mais motivaram os alunos
Fonte: (WELLA; TJHIN, 2017)

2.2.5 Student behavior in a web-based educational system: Exit intent prediction

O trabalho de Kassak, Kompan e Bielikova (KASSAK; KOMPAN; BIELIKOVA, 2016) apresenta uma proposta para a predição de saída de um aluno de uma sessão de aprendizagem por meio da análise de comportamento. Os autores implementaram um classificador para identificar a importância de cada atributo utilizado incluindo desempenho, personalidade e estilo de aprendizagem.

No âmbito dos negócios existe uma aplicação de predição para determinar se um cliente continuará usando um serviço ou não, por exemplo, prever se ele continuará com um contrato. Isso é chamado de taxa de atrito (*attrition rate*). No artigo, os autores utilizam essa métrica no contexto educacional. A abordagem é capaz de usar ações dos alunos como fluxo de dados e assim, dinamicamente realizar previsões para a sessão aberta.

O trabalho também cita alguns tipos de comportamentos, como: padrão de navegação, tempo gasto, duração de sessão. Além disso, também diz que experiência de usuário também influencia no comportamento. O modelo de usuário utilizado também é baseado no *overlay user modeling*, e as interações coletadas são decorrentes do acesso a objetos de aprendizagem. Ao todo, o trabalho utilizou 88 atributos diferentes, alguns obtidos diretamente dos registros como o dia da semana de acesso, outros calculados, por exemplo, média do tempo de duração da sessão. O resultado dos primeiros testes (Figura 12), apesar de possuírem baixa precisão, mostraram que o comportamento de um aluno é mais parecido com o seu comportamento passado que com o comportamento dos usuários no mesmo curso. Então usando apenas a classificação do comportamento de um aluno em relação aos seus próprios comportamentos anteriores, a precisão do classificador foi melhorada (Figura 13).

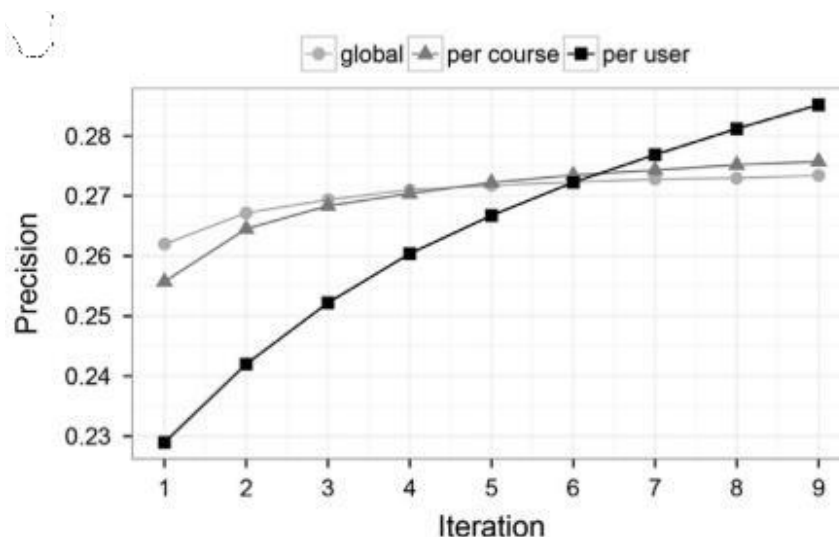


Figura 12 – Precisão da classificação conforme o número de interação.
Fonte: (KASSAK; KOMPAN; BIELIKOVA, 2016)

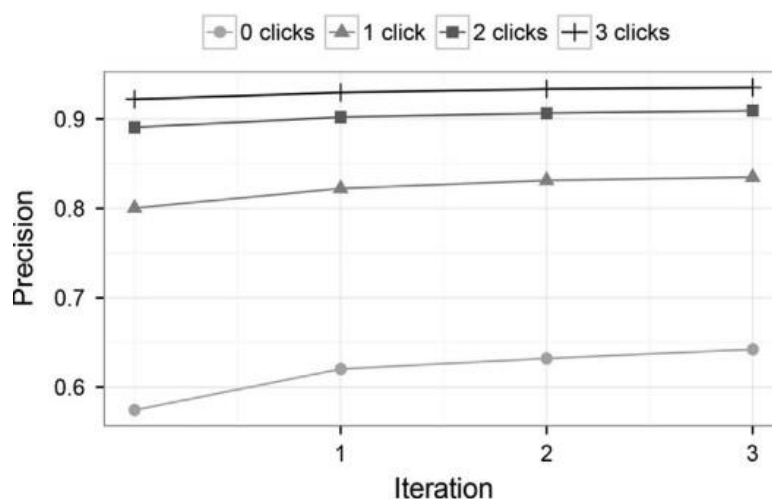


Figura 13 – Precisão do classificador por usuário.
Fonte: (KASSAK; KOMPAN; BIELIKOVA, 2016)

2.2.6 Increasing Students' Awareness of Their Behavior in Online Learning Environments with Visualizations and Achievement Badges

O trabalho de Auvinen, Hakulinen e Malmi (2015) utilizam visualizações e emblemas de conquista para aumentar o entendimento do aluno sobre o próprio comportamento. O objetivo é avaliar duas estratégias de intervenção, a primeira premia com emblemas os alunos que entregam atividades antecipadamente, ou resolvem exercícios em poucos passos (interações) ou completam exercícios com pontuação máxima. A segunda estratégia exibe ao aluno um mapa de calor, conforme Figura 14, que apresenta a predição de sucesso de um aluno conforme o seu comportamento. Quanto mais próximo da cor vermelha está o ponto, maior o risco de o aluno não obter sucesso. Essa estratégia utiliza dados de alunos

em cursos anteriores da mesma disciplina.

Os autores mostraram que a visualização do mapa de calor induziu os alunos a enviarem mais cedo suas atividades tendo impacto sobre as notas. O estudo apresentou resultados positivos tanto na prática dos alunos quanto nos resultados, ao conscientizar os alunos sobre o próprio comportamento.

O trabalho utilizou dados de comportamento como: quão perto do prazo final o aluno entregou o exercício, o número de reenvios de exercícios, a melhoria das soluções revisadas e enviadas, a pontuação no primeiro envio, intervalo de tempo entre as tentativas. Alunos que buscam mostrar que são mais capazes tiveram interesse maior nos emblemas, alunos que tentam evitar situações em que possam parecer incapazes se identificaram mais com os mapas de calor.

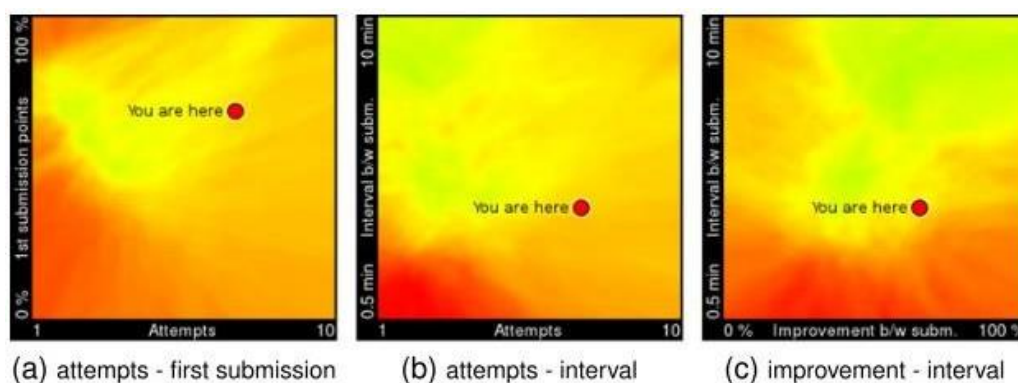


Figura 14 – Exemplos de mapas de calor.
Fonte: (AUVINEN; HAKULINEN; MALMI, 2015)

2.2.7 Motivation and performance in context: the influence of goal orientations and instructional setting on situational appraisals and task performance

Ao examinar como Auvinen, Hakulinen e Malmi (2015) optavam por exibir o mapa de calor ou os emblemas, identificou-se que o comportamento está associado ao tipo de motivação do aluno apresentado pelo trabalho de Niemivirta (2002) descrito abaixo.

Niemivirta (2002) examinou como alunos com diferentes padrões de orientação de metas executam uma tarefa complexa de resolução de problemas sob diferentes condições de instrução. O autor classificou o comportamento dos alunos utilizando os ‘padrões de orientação de meta’. As orientações de metas representam disposições pessoais que contribuem para a seleção de objetivos.

A orientação de meta pode ser definida como uma preferência de uma pessoa por classes específicas de estados finais desejados. Essa classe de preferências foi construída pelo autor com base em estudos anteriores, como demonstrado a seguir. Primeiro, Dweck e Elliott (1983) identificaram duas classes principais de metas de realização: objetivos de aprendizado

(ou tarefa) e de desempenho (ou ego), respectivamente. No objetivo de aprendizado, a meta é adquirir conhecimento e aumentar a competência, já no objetivo de desempenho o aluno tenta superar e demonstrar competência superior aos demais. Alunos com objetivo de aprendizagem aceitam mais facilmente desafios e mostram persistência ao enfrentar dificuldades, já alunos com objetivo de desempenho evitam indicadores de incompetência.

O estudo foi dividido em duas partes. A primeira foi o levantamento das orientações de metas e crenças motivacionais por meio de questionário. O questionário continha 5 tipos de orientações de metas a serem levantados (o anexo do trabalho apresentou 12 no total). As orientações do estudo são: *learning orientation*, *performance-approach orientation*, *performance-avoidance orientation*, *avoidance orientation* e *achievement orientation*.

Os autores também argumentaram que, para propósitos de validação, também incluíram três variáveis de medidas de: afastamento acadêmico (chances de desistir), medo de falhar (preocupação com um possível fracasso), motivação de controle (conhecer os motivos de sucesso e fracasso na escola). Todas essas questões foram coletadas por meio de um questionário cuja repostas seguiam a escala de Likert com 7 pontos.

2.2.8 Conclusões sobre comportamentos

Os trabalhos apresentados trataram o estudo do comportamento de diversas perspectivas:

- Eles realizaram comparação de ações do usuário com dados de outros usuários;
- Comparação do comportamento do usuário com seus dados anteriores, utilizando técnicas de mineração de dados, como classificação, redes neurais, lógica fuzzy, entre outros métodos e algoritmos;
- Coletaram dados sobre acesso a recursos e atividades, erros de respostas de atividades, estilo de aprendizagem, tempo utilizado para determinada atividade, tentativas de resolução de exercícios e questionário.

Foi observado também que os trabalhos não utilizaram dados de trilhas de aprendizagem, alguns necessitaram empregar pontos específicos como desempenho em exercícios, necessidade de ter materiais de aprendizagem, como exercícios ou objetos de aprendizagem devidamente catalogados, alguns são dependentes de dados personalizados como feedbacks.

É possível verificar, por meio do quadro comparativo abaixo, a relação da proposta de trabalho com os trabalhos fortemente relacionados. Campos com traço são dados que não

pueram ser identificados nas publicações.

A diferença fundamental observada é que a principal fonte de dados da proposta são as trilhas de aprendizagem. Alguns trabalhos consideraram como comportamento apenas dados de acesso a determinados elementos do ambiente de aprendizagem, como, por exemplo acesso a tarefas e avaliações.

Quadro 6 – Comparação entre os trabalhos sobre comportamento de aluno e a proposta.

	(KADOIC; ORESKI, 2018)	(YANG; LI, 2018)	(KARACI, 2018)	(WELLA; TJHIN, 2017)	(KASSAK; KOMPAN; BIELIKOVA, 2016)	(AUVINEN; HAKULINEN; MALMI, 2015)	Proposta de trabalho
Dados coletados	Contagem de acesso a recursos e atividades, período de acesso	Atributos de aprendizagem (alguns baseados em desempenho)	Erros cometidos e tempo ao responder questões, tempo de estudo, número de tentativas	Respostas de um questionário	88 atributos diferentes: Desempenho, personalidade e estilo de aprendizagem, padrão de navegação, tempo gasto	Número de interações para resolver um problema, Tempo, notas, prazos e tentativas	Trilhas de aprendizagem: acesso a recursos e atividades, navegação do usuário, dispersão
Tipo de Representação principal	-	Matriz de atributos	CBM e <i>overlay student model</i>	-	Fluxo de dados <i>overlay student model</i>	Mapa de calor e emblemas de conquistas	Baseado em Grafo
Independente do AVA	-	-	Não	-	-	-	Sim
Usado com Moodle	Sim	-	Não	-	-	-	CodeBench
Exibido para o professor	Sim	-	-	-	-	Sim	Sim
Exibido para o Aluno	-	-	Não	-	-	Sim	Não

Método ou algoritmo principal	-	Redes Neurais	Fuzzy, MYCIN <i>certainty factor</i>	-	Taxa de atrito (<i>attrition rate</i>)	-	Algoritmos de classificação
Precisa classificar / usar metadados de atividades	Não	Sim	Sim	-	Sim	-	Não
Capaz de representar grupos	-	Sim	-	Sim	Sim	-	Sim
Finalidade	Encontrar correlação dos dados com as notas finais	Predição de potencial	Calcular o nível de aprendizagem	Identificar recursos que mais afetam o comportamento do aluno	Predição de saída de um aluno de uma sessão de aprendizagem	Aumentar o entendimento do aluno sobre o próprio comportamento	Sugerir estratégias de aprendizagem, predição desempenho

2.3 TRILHAS DE APRENDIZAGEM E PERFIS DE COMPORTAMENTO

2.3.1 The development of a model for a personalized learning path using machine learning methods

O estudo de Morozevich, Korotkikh e Kuznetsova (2022) apresenta a construção de um modelo para a personalização de trilhas de aprendizagem baseado em perfil e reações ao material didático, no contexto organizacional. A aprendizagem visa o treinamento de *hard* e *soft skills* alinhados com os valores da empresa e do funcionário, buscando também cumprir os objetivos organizacionais.

A Figura 15 apresenta o modelo proposto. Para a realização das recomendações, o sistema coleta o perfil do funcionário, o perfil organizacional e dados dos treinamentos. Essas informações são utilizadas pelo módulo de recomendações para apresentar uma nova atividade/material didático.

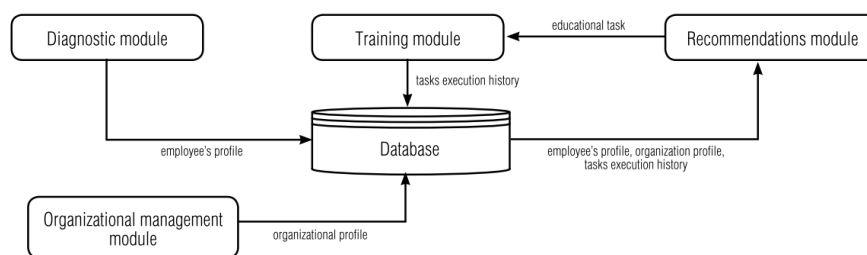


Figura 15 – Modelo de guia inteligente.

Fonte: (MOROZEVICH; KOROTKIKH; KUZNETSOVA, 2022).

2.3.2 Unsupervised Learning Style Classification for Learning Path Generation in Online Education Platforms

O trabalho de HE et al. (HE et al., 2022), apresenta uma proposta de classificação de estilos de aprendizagem (LSC - Learning Style Classification) de forma não supervisionada, para analisar os padrões comportamentais de aprendizagem. Baseado nisso, são TAs geradas trilhas de aprendizagem que são fornecidas aos usuários. O estudo aponta que LSC utilizam rotulação de informação por especialistas, que é inviável para aplicações de larga-escala. E por isso, os autores propõe uma versão não supervisionada. Para a modelagem eles usam logs de comportamento. Os logs incluem eventos de comportamento, tais como, clicar, criar, ler e escrever. Os autores não dão mais detalhes sobre os logs, apenas acrescentam que usam um sistema de coleta de logs desenvolvido pela Huawei.

De posse dos logs, um modelo treinado é criado e utilizado para fazer a predição de estilos de aprendizagem. O estilo predito, juntamente com o material de aprendizagem, serve de entrada de dados para a geração de trilhas de aprendizagem (*Learning Sequence*). O sistema foi treinado de forma offline com *dataset* e aplicado online em cursos da Huawei.

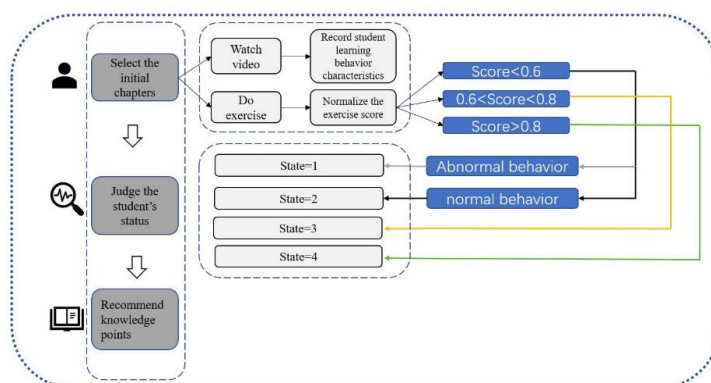


Figura 17 – Identificação do estado de aprendizagem do estudante.
Fonte: (JIANG et al., 2022).

2.4 CONCLUSÕES DOS TRABALHOS RELACIONADOS.

Os trabalhos relacionados mostram que a grande parte das aplicações das pesquisas buscam primeiro projetar os ambientes de aprendizagem de forma a coletar dados previamente estabelecidos, entretanto quando os propósitos desses ambientes são muito específicos, fica mais difícil de aplicar a mesma abordagem dos trabalhos em um outro cenário. Além disso, as ações de mapear, catalogar e organizar materiais de aprendizagem não são triviais e nem são realizadas em todos os ambientes virtuais.

Dessa forma, nossa principal contribuição, com este trabalho, é a criação de um modelo de representação de aluno baseado em trilhas de aprendizagem independente de catalogação de recursos e atividades, coleta de dados explícita, com abordagem flexível que pode ser aplicada a diferentes ambientes virtuais. Espera-se que com a proposta seja possível, por exemplo, verificar a influência dos recursos disponibilizados com as taxas de aprovação e reprovação, correlacionar o comportamento do aluno a tendências de evasão, verificar quais tipos de trilhas de aprendizagem podem promover um desempenho positivo do aluno.

3 MOTIVAÇÃO E ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM

Neste capítulo, são apresentados os estudos levantados sobre motivação, teoria de metas de realização e estratégias de aprendizagem. Embora haja na literatura diversos trabalhos em línguas estrangeiras, a psicologia educacional busca adotar rigorosamente instrumentos validados em língua portuguesa, pois é o mais recomendado. Dessa forma, foi realizada uma revisão da literatura e essa recomendação foi utilizada ao selecionar os trabalhos para este estudo.

3.1 TEORIA DA META DE REALIZAÇÃO

A Psicologia Educacional busca compreender o comportamento do aluno, por exemplo, com base em suas motivações e como tal comportamento influencia na aprendizagem. A motivação é considerada como um constructo multidimensional e complexo (BZUNECK; BORUCHOVITCH, 2016), permitindo que possa ser estudado sob várias perspectivas. Uma das teorias da motivação que tem sido amplamente aceita é a Teoria de Metas de Realização (AMES, 1984; DWECK, 1986; DWECK; ELLIOTT, 1983), onde existem as orientações de metas. A orientação de metas (*goals orientation*) representa disposições e preferências pessoais que contribuem para a seleção de metas (objetivos estabelecidos). Ela pode ser definida como uma preferência de uma pessoa por classes específicas de estados finais desejados (NIEMIVIRTA, 2002). Diversos estudos (ELLIOT; CHURCH, 1997; ELLIOT; MCGREGOR, 2001; ELLIOT; MURAYAMA, 2008; ELLIOT; MURAYAMA; PEKRUN, 2011; HARACKIEWICZ et al., 2000; HAYAMIZU; WEINER, 1991; PULKKA; NIEMIVIRTA, 2013; ROMERO et al., 2019) têm mostrado ao longo dos anos que a teoria da motivação pode ser utilizada, só para mencionar alguns exemplos, para compreender a estratégia de aprendizagem adotada pelo aluno, desempenho (nota), reação ao fracasso, o medo de falhar e a relação com os colegas de classe.

A identificação da orientação do aluno, em sua maioria, é realizada por meio da aplicação de um questionário. Até o presente momento da pesquisa, foi encontrado apenas um trabalho (ROMERO et al., 2019) que apresenta uma opção diferente, onde os autores propõem uma ferramenta computacional (programa de computador) para identificar o tipo de motivação do aluno. Ainda não foram encontrados na literatura trabalhos que aproveitam as informações armazenadas nos AVAs, principalmente trilhas de aprendizagem, para classificar os alunos segundo a orientação das metas de realização.

Neste trabalho, o comportamento do aluno é considerado um reflexo de sua motivação. O envolvimento do aluno no processo de aprendizagem e sua motivação estão diretamente relacionados (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013). De acordo com trabalhos da literatura (DWECK; ELLIOTT, 1983; ELLIOTT; DWECK, 1988; NIEMIVIRTA, 2002), a motivação e a aprendizagem autorregulada são os fatores que mais contribuem para a aprendizagem. Dessa forma, medir a motivação de um aluno e identificar sua orientação de metas de realização é um trabalho relevante na área da educação.

Para Zenorini e Santos (2010), o envolvimento do aluno em atividades escolares correlaciona-se com sua orientação de meta predominante. A orientação de metas indica a atitude adotada pelo aluno ao definir o motivo pelo qual ele realizará uma determinada tarefa. Os tipos de orientação de metas variam de acordo com os trabalhos da literatura.

Zenorini e Santos (2010) adotam três orientações de metas de realização: meta Aprender, meta Performance-aproximação e meta Performance-evitação.

Alunos orientados à meta Aprender caracterizam-se pela busca do crescimento intelectual e o uso de estratégias de aprendizagem mais efetivas (ZENORINI; SANTOS, 2010). Os alunos com meta de aprender (*learning*), ou meta de domínio (*mastery*), se esforçam para aumentar a sua competência. Alunos com esse perfil buscam aprender e desenvolver suas habilidades, eles focam mais no seu progresso pessoal do que tentar ser melhor que os outros (ROMERO et al., 2019). As pesquisas também têm buscado a relação da orientação de metas com outros fatores. Por exemplo, a meta Aprender está positivamente relacionada com extroversão, abertura, persistência, conscienciosidade e afeto positivo, e inversamente relacionada com neuroticismo, ansiedade e raiva (ROMERO et al., 2019). Pessoas com este perfil tendem a ser organizadas e persistentes diante das dificuldades.

Alunos orientados à meta Performance-aproximação buscam demonstrar inteligência (ZENORINI; SANTOS, 2010). A comparação de desempenho com os colegas também é uma atitude comum dos alunos com essa meta. Eles buscam demonstrar mais competência em relação a outros alunos. Eles também tendem a buscar vantagens, obter altas pontuações e alcançar os objetivos o mais rápido possível, sem necessariamente obter conhecimento ou desenvolver habilidades para isso (ROMERO et al., 2019). Alunos com a meta orientada à performance, tendem a utilizar estratégias de aprendizagem mais rasas, como atalhos e macetes, se comparados com alunos orientados a aprendizagem (ROMERO et al., 2019). Eles, por exemplo, respondem melhor aos emblemas de conquistas como feedback, pois é um indicador para alto desempenho (AUVINEN; HAKULINEN; MALMI, 2015).

Já alunos cuja meta é Performance-evitação procuram evitar situações em que possam demonstrar incapacidade (ZENORINI; SANTOS, 2010). Alunos com a meta Performance-evitação, buscam evitar a demonstração de incompetência. (AUVINEN; HAKULINEN; MALMI, 2015). Eles também buscam não passar por situações, que para eles sejam consideradas constrangedoras. Alunos com a meta Performance-evitação apreciam mais os mapas de calor, pois estes mostram o aluno um mapa que estima resultados ruins (AUVINEN; HAKULINEN; MALMI, 2015).

Metas orientadas a performance estão positivamente relacionadas a neuroticismo, raiva, ansiedade e vergonha. Esse perfil é inversamente relacionado com persistência em tarefas, abertura, extroversão (ROMERO et al., 2019).

3.2 ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM E MOTIVAÇÃO

A adoção de estratégias de aprendizagem é importante para transpor dificuldades e permitir maior sucesso no aprendizado, como por exemplo, ao ensiná-las a alunos de baixo rendimento escolar (BORUCHOVITCH et al., 2006). É possível que o alinhamento das metas de realização e as estratégias de aprendizagem possa melhorar a aprendizagem do aluno.

A ideia de motivação tem evoluído e as pesquisas buscam cada vez mais diferenciar os tipos de motivação. O trabalho de Beluce e Oliveira (2016), por exemplo, traça uma trajetória desde a motivação intrínseca e extrínseca até a motivação autônoma e controlada, que as autoras utilizam em seu trabalho como dimensões para a escala apresentada.

Assim, Beluce e Oliveira (2016) afirmam que a motivação era dividida em motivação intrínseca e extrínseca. A motivação intrínseca é caracterizada pela satisfação que o indivíduo tem em realizar uma atividade em si ou enfrentar desafios. Já a motivação extrínseca regula-se pela necessidade de se conquistar algo (recompensas, reconhecimento) ou de evitar situações indesejadas (punições, julgamento negativos). Para compreender melhor a motivação, Eduard Deci e Richard Ryan realizaram estudos que deram origem a teoria da autodeterminação. Esta teoria afirma que existe um movimento contínuo de internalização das regulações externas, na qual a motivação extrínseca, na verdade, é dividida em 4 fases, que possuem diferentes níveis de autonomia e regulação, até chegar à motivação intrínseca.

Os quatro tipos de motivação extrínseca dos indivíduos são divididos de acordo com (BELUCE; OLIVEIRA, 2016)

- Regulação externa – motivação regulada por controladores externos;
- Regulação introjetada – motivação regulada por controladores internos que

atendem a questões internalizadas;

- Regulação identificada – motivação regulada onde há “certo nível de autonomia” atendendo também a questões internalizadas;
- Regulação integrada – maior nível de autonomia da motivação extrínseca.

Nesse contexto, as motivações autônoma e controlada, considerada pela teoria da autodeterminação como direcionadoras do comportamento, são relacionadas com as motivações acima descritas. A motivação autônoma é composta pela regulação identificada, integrada e a motivação intrínseca. Enquanto a motivação controlada engloba a regulação externa e introjetada.

Beluce e Oliveira (2016) apontam que a motivação controlada está associada a “pressões de eventos externos”, tais como, prazos e recompensas, ou internos, como evitar sentimentos ou situações desagradáveis.

Observa-se aqui uma certa relação com as metas de realização, que este estudo busca reforçar com a coleta de mais evidências. Percebe-se que a meta Aprender está bastante relacionada com a motivação autônoma, e por consequência, com a motivação intrínseca. Da mesma forma, observa-se que é possível fazer um pareamento entre a motivação controlada e as metas de performance (desempenho). De forma mais precisa, é possível afirmar que a meta de Performance-aproximação e a meta Performance-evitação parecem relacionadas com a motivação regulada por pressões externas e internas, respectivamente.

3.2.1 Motivações e estratégias de aprendizagem dos discentes em contabilidade de custos e a influência no desempenho acadêmico

Os achados deste estudo (COSTA; SILVA; ABBAS, 2017) evidenciaram que os alunos, em média, têm uma maior motivação intrínseca, que a estratégia mais utilizada foi a “Busca por Ajuda” e a menos utilizada foi o “Tempo e Ambiente de Estudo”, que por sua vez, foi uma das variáveis que influenciou o desempenho acadêmico, tendo além desta, a estratégia de “Autorregulação Metacognitiva”. As autoras utilizaram o *Motivated Strategies for Learning Questionnaire* (MSLQ) como instrumento para a coleta de dados.

A principal informação deste trabalho são os resultados dos estudos correlacionais. Abaixo são apresentados os elementos analisados:

- Motivação Intrínseca (MOI);
- Motivação Extrínseca (MOE);

- Autorregulação Metacognitiva (AM);
- Aprendizagem com os colegas ou em pares (AC);
- Regulação de Esforço (RE);
- Busca por Ajuda (BA);
- Tempo e Ambiente de Estudo (TAE);
- Ansiedade (ANS);
- Desempenho;

As correlações foram consideradas significativas, pelos autores, onde a estatística t estivesse acima de 1,96. As correlações, listadas a seguir, são todas positivas:

- TAE → Desempenho = Tempo e Ambiente de Estudo (TAE) e Desempenho;
- AM → Desempenho = Autorregulação Metacognitiva (AM) e Desempenho;
- ANS → AM = Ansiedade (ANS) e AM;
- ANS → RE = ANS e Regulação do Esforço;
- MOE → TAE = Motivação Extrínseca (MOE) e Tempo e Ambiente de Estudo (TAE);
- MOI → AC = Motivação Intrínseca (MOI) e Aprendizagem com Colegas (AC);
- MOI → TAE = Motivação Intrínseca (MOI) e Tempo e Ambiente de Estudo (TAE);

3.3 ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM

O processo de ensino-aprendizagem é entendido como uma construção que envolve um papel ativo por parte do aluno (SOUZA, 2007). Na busca pela aprendizagem, os alunos adotam estratégias de aprendizagem que lhe parecem mais promissoras.

Foram selecionados alguns trabalhos que abordam estratégias de aprendizagem aplicadas a estudantes brasileiros, e a partir deles, buscou-se criar uma taxonomia básica que auxiliasse na categorização dos itens das escalas apresentadas nos diferentes trabalhos.

A seguir, são apresentados os quatro trabalhos selecionados junto com suas escalas de estratégias de aprendizagem. Em tais trabalhos, é verificado se essas estratégias de fato são boas escolhas.

3.3.1 A construção de uma escala de estratégias de aprendizagem para alunos do ensino fundamental (EAEF)

Nesta pesquisa, as autoras (BORUCHOVITCH et al., 2006) apresentam uma escala aplicada a alunos do ensino fundamental, análise de suas propriedades psicométricas e conceitos relacionados a tipos de estratégias de aprendizagem. As estratégias podem ser classificadas em dois grandes grupos: as cognitivas e as metacognitivas ou autorregulatórias.

Estratégias cognitivas referem-se a comportamentos e pensamentos que influenciam o processo de aprendizagem de maneira que a informação possa ser armazenada mais eficientemente. Por exemplo, quando o aluno faz um resumo do que está estudando ou revê um vídeo sobre um determinado tema, ele está utilizando uma estratégia cognitiva.

Estratégias metacognitivas são procedimentos que o indivíduo usa para planejar, monitorar e regular o seu próprio pensamento. Por exemplo, quando o aluno faz um lista de tarefas que deve seguir ao estudar ou quando o aluno organiza todo o material de estudo antes de iniciar uma sessão de estudos para que evite sair do local de estudo desnecessariamente, ele está aplicando uma estratégia metacognitiva.

Foram realizados dois estudos: o primeiro para identificar as estratégias utilizadas pelos alunos e o segundo para validar a escala criada a partir do primeiro estudo.

Inicialmente a escala proposta na pesquisa possuía 40 itens (Likert 3 pontos – sempre, algumas vezes, nunca) e mais uma questão aberta. O objetivo, de acordo com as autoras, era reduzir o instrumento para tornar a aplicação menos cansativa. A quantidade de itens finais ficou em 20. Um resumo de todas as escalas é mostrado no Quadro 11 (Capítulo 7).

Itens da escala se referem às estratégias cognitivas e às metacognitivas. A numeração dos itens foi dada pelos autores dos artigos. Em geral, as questões são apresentadas de forma embaralhada, daí o motivo pelo qual a numeração nos quadros com as escalas aparece também dessa forma. A numeração ausente são dos itens que foram excluídos no processo de redução, como no caso a seguir da escala EEAF, onde tal processo foi conduzido pelas autoras do artigo.

Quadro 7 – Escala EEAF.

Fonte: Adaptado de (BORUCHOVITCH et al., 2006).

Itens (finais) da escala EEAF	Fator
37. Você costuma se distrair ou pensar em outra coisa quando está lendo ou fazendo o dever de casa?	1
31. Você costuma ficar pensando em outra coisa quando o professor está dando explicações?	1
3. Você costuma “se esquecer” de fazer o dever de casa?	1
28. Você costuma estudar ou fazer o dever de casa na “última hora”?	1
32. Você escuta música ou assiste televisão enquanto estuda ou faz a lição de casa?	1
30. Você costuma desistir quando uma tarefa é difícil ou chata?	1

35. Você costuma comer enquanto estuda ou faz o dever de casa?	1
40. Você se sente cansado quando lê, estuda ou faz o dever de casa?	1
7. Quando você lê um texto, procura escrever com suas palavras o que entendeu da leitura, para poder estudar depois?	2
25. Você costuma ler outros textos e livros sobre o assunto que o professor explicou em aula?	2
5. Você resume os textos que o professor pede para estudar?	2
16. Você costuma fazer um esquema usando as ideias principais do texto?	2
12. Você cria perguntas e respostas sobre o assunto que está estudando?	2
2. Você costuma grifar as partes importantes do texto para aprender melhor?	2
4. Você percebe quando está com dificuldade para aprender determinados assuntos ou matérias.	3
27. Quando você percebe que não entendeu o que leu, você costuma parar e ler novamente?	3
26. Você percebe quando não entende o que está lendo?	3
6. Quando você estuda, você percebe se não está conseguindo aprender?	3
21. Você costuma pedir ajuda ao colega ou a alguém de sua casa, quando não entende alguma matéria?	3
17. Quando você estuda, você consegue perceber o quanto está aprendendo?	3

Fatores, no contexto das escalas, podem ser definidos como classes ou tipos de estratégias de aprendizagem. Assim, de acordo com as análises estatísticas realizadas em cada escala, os itens são agrupados por fator.

O Fator 1 reuniu oito itens (28, 30, 31, 32, 35, 37, 38 e 40), cujos conteúdos referem-se à **ausência de utilização de estratégias de aprendizagem**.

O Fator 2 englobou seis itens (2, 5, 7, 12, 16 e 25), sendo todos eles relacionados a **estratégias cognitivas**.

O Fator 3 reuniu os itens 4, 6, 17, 21, 26 e 27 com conteúdos característicos das **estratégias metacognitivas**, envolvendo basicamente a consciência de situações em que não estão conseguindo alcançar a aprendizagem pretendida.

3.3.2 Escala de Estratégias de Aprendizagem: evidências de validade em contexto universitário híbrido (Martins-Zerbini)

Em contextos educacionais, os alunos utilizam procedimentos que visam facilitar a

aquisição, armazenamento e posterior aplicação dos conhecimentos aprendidos, tais procedimentos são denominados de estratégias de aprendizagem (MARTINS; ZERBINI, 2014).

A pesquisa de Martins e Zerbini (2014) teve como objetivo elaborar uma escala de estratégia de aprendizagem destinada aos cursos à distância ou híbridos de ensino superior. A escala possui quatro fatores: estratégias cognitivas e autorregulatórias, controle da emoção e busca de ajuda interpessoal.

Quadro 8 – Escala de Martins-Zerbini.

Fonte: (MARTINS; ZERBINI, 2014).

Itens (finais) da escala
1. Mantive a calma quando tive dificuldades.
2. Repeti a mim mesmo, quando me senti ansioso, que tudo sairia bem ao final do curso.
3. Mantive a calma com a possibilidade de ter um rendimento abaixo do esperado.
4. Mantive a calma diante dos erros que cometi ao realizar atividades do curso.
5. Esforcei-me mais quando percebi que estava perdendo a concentração.
6. Forcei-me a manter a atenção nos estudos quando me senti desinteressado.
7. Esforcei-me mais quando percebi que estava perdendo o interesse no assunto.
9. Revisei a matéria para verificar o quanto eu dominava o conteúdo.
10. Esforcei-me para verificar minha compreensão sobre o que estava sendo ensinado.
11. Busquei auxílio do tutor para esclarecer minhas dúvidas sobre o conteúdo.
12. Busquei auxílio de colegas nos fóruns para esclarecer minhas dúvidas.
13. Troquei mensagens com os colegas para esclarecer dúvidas sobre o conteúdo do curso.
14. Busquei solucionar minhas dúvidas ao consultar as apostilas do curso.
15. Busquei compreender melhor os conteúdos ao estudá-los nas apostilas do curso.
16. Busquei outras fontes de pesquisa, fora da internet, relacionadas ao curso, para me ajudar a aprender.
17. Busquei sites relacionados ao conteúdo do curso para me ajudar a aprender.
18. Tentei entender o conteúdo ao aplicá-lo na prática, ao invés de dedicar tempo lendo ou pedindo ajuda a alguém.
20. Revisei os conteúdos relativos aos exercícios em que cometi erros.
21. Aprendi conteúdos ao mentalizá-los repetidamente até perceber que havia entendido.
22. Repeti mentalmente os conteúdos do curso que gostaria de aprender.
23. Fiz anotações sobre o conteúdo do curso.
24. Fiz resumos do conteúdo do curso.
25. Li o conteúdo do curso várias vezes como método para aprender.
26. Fiz esquemas do conteúdo do curso como método para aprender.

27. Refleti sobre as implicações que os conteúdos aprendidos poderiam ter.
28. Busquei desenvolver uma ideia global sobre como os conteúdos do curso se relacionavam entre si.
29. Associei os conteúdos do curso aos meus conhecimentos anteriores.
30. Diferenciei, ao analisar os conteúdos do curso, os aspectos mais importantes dos menos importantes.
31. Identifiquei situações diárias em que eu pudesse aplicar os conteúdos do curso.

3.3.3 Escala de estratégias e motivação para aprendizagem em ambientes virtuais (EEAM-AVA)

O estudo de Beluce e Oliveira (2016) se propôs a construir e levantar evidências de validade para a escala de estratégia de ensino, de aprendizagem e motivação para aprender em ambientes virtuais de aprendizagem (EEAM-AVA), direcionada aos estudantes do ensino superior. Após a análise a escala manteve cinco dimensões (fatores) dos seis inicialmente previstos sendo elas: estratégias de ensino, motivação autônoma, motivação controlada, desmotivação e monitoramento da aprendizagem. Dos 45 itens iniciais, apenas 26 permaneceram na escala final, conforme apresentado no Quadro 9.

Quadro 9 – Escala EEAM-AVA.
Fonte: (BELUCE; OLIVEIRA, 2016).

1. O envio e o recebimento de mensagens, realizados desde o início do curso, contribuem para aproximar colegas e professores/tutores.
3. As questões propostas nos fóruns de discussão conduzem à observação, à análise e à reflexão dos conteúdos propostos e da minha prática profissional.
4. Compartilhar, nos fóruns de discussão, minhas experiências profissionais com colegas e professores, a partir dos conteúdos trabalhados no curso, contribui para novos aprendizados.
5. O retorno às minhas dúvidas e solicitações ocorre em tempo adequado e favorece a compreensão dos conteúdos e a realização das atividades.
6. Relatar, no diário de bordo, as estratégias que utilizo no curso para a compreensão de novos conhecimentos contribui para refletir sobre minha aprendizagem.
7. Os feedbacks avaliativos enviados pelo tutor/professor, referentes às atividades que realizo, são claros, precisos e orientadores.
8. As conversas realizadas nos chats (bate-papo) são essenciais para a interação com colegas e professores.
9. Orientações para o uso adequado do material e das ferramentas do ambiente virtual, disponibilizadas no início das atividades, facilitam a familiarização com a dinâmica educacional do

curso.
10. A seleção e a organização dos conteúdos e atividades propostas no decorrer do curso evitam a sobrecarga de informações e de tarefas.
36. Procuo interagir com colegas e professores e fazer uso dos conteúdos disponibilizados no ambiente do curso porque, para mim, estudar é uma satisfação.
39. Participo desse curso on-line porque estudar é importante para mim.
40. Estou inscrito nesse curso porque acredito que esse estudo trará contribuições para minha competência profissional.
43. Estou realizando esse curso porque considero que estudar é um privilégio.
44. Participo desse curso porque sei que preciso atualizar meus conhecimentos para realizar minha prática profissional.
21. Participo dos debates e discussões propostos no fórum de discussão porque sou avaliado.
22. Participo de cursos virtuais porque conseguirei uma elevação salarial.
23. Comento durante os chats (bate-papo) e fóruns de discussão porque é o que esperam de mim.
27. Realizo as atividades de leitura dos textos indicados porque sou obrigado.
32. Realizo comentários nos encontros realizados nas salas do chat porque quero evitar que me considerem um aluno ausente ou improdutivo.
35. Participo das atividades, dos debates e dos encontros virtuais porque quero receber um certificado.
28. Eu sinto que realmente não sei por que estou realizando esse curso.
29. Ingresso em cursos virtuais porque acredito que não terei muitas tarefas a realizar.
37. Acredito que participar desse curso é perder tempo.
41. Honestamente, não sei por que ainda estou acessando a página desse curso.
19. Percebo que tive dificuldade para a compreensão dos conteúdos trabalhados no curso.
20. Percebo que encontrei dificuldade para elaborar comentários sobre os temas discutidos nos fóruns ou chats.

3.3.4 Estudos Psicométricos da Escala de Estratégias de Aprendizagem Para Estudantes Universitários (EEA-U)

O estudo de Boruchovitch e Santos (2015) foi voltado para o público universitário. Os 35 itens finais da escala foram distribuídos em uma estrutura de três fatores: autorregulação cognitiva e metacognitiva, autorregulação dos recursos internos e contextuais, e, por fim, autorregulação social.

Quadro 10 – Escala EEA-U.
Fonte: (BORUCHOVITCH; SANTOS, 2015).

1. Repetir as informações oralmente na medida em que vai lendo o texto.
2. Anotar na íntegra as explicações do professor.
3. Identificar suas dificuldades para aprender determinados tópicos ou assuntos.
4. Resumir os textos indicados para estudo.
5. Ler os textos indicados pelo professor.
6. Fazer anotações no texto ou em folha à parte.
7. Escrever com suas palavras o que entendeu do texto.
8. Ler textos complementares, além dos indicados pelo professor.
9. Elaborar perguntas e respostas sobre o assunto estudado.
10. Selecionar as ideias principais do texto.
11. Controlar sua ansiedade em situações de avaliação.
12. Identificar o quanto você está ou não aprendendo.
13. Pedir auxílio ao professor sobre as dúvidas na matéria.
14. Rever as anotações feitas em sala de aula.
15. Procurar no dicionário o significado de palavras desconhecidas.
16. Pedir ajuda aos colegas em caso de dúvidas.
17. Administrar seu tempo de estudo.
18. Organizar seu ambiente de estudo.
19. Manter a calma diante de tarefas difíceis.
20. Recorrer a outros textos e livros sobre o assunto.
21. Planejar suas atividades de estudo.
22. Separar todo o material necessário para a tarefa que irá realizar.
23. Conseguir ir até o final de uma tarefa mesmo quando ela é difícil ou tediosa.
24. Verificar seus erros após receber uma nota de prova.
25. Tentar refazer questões que errou em uma prova.
26. Distrair-se ou pensar em outra coisa quando está lendo, estudando ou fazendo os trabalhos.
27. Ler suas respostas novamente antes de entregar a prova.
28. Estudar em grupo.
29. Anotar na agenda as coisas que têm para fazer.
30. Fazer algum esquema no papel (esboço, gráfico ou desenho) para melhor entender as relações entre eles.
31. Colar lembretes para recordar do que precisa fazer.
32. Discutir a matéria com os colegas para ver se entendeu.
33. Pedir para alguém tomar a matéria.
34. Re ler a matéria para entendê-la melhor.
35. Criar perguntas sobre o assunto que está estudando e tentar respondê-las.

3.3.5 Resumos das escalas de estratégias de aprendizagem

Os trabalhos apresentados utilizaram diferentes terminologias e fatores para agrupar as estratégias de aprendizagem. Foram analisados os trabalhos de Boruchovitch et al. (2006) cuja escala é conhecida como EAEF, Martins e Zerbini (2014) identificada neste trabalho como

Martins-Zerbini, porém a escala não tem um nome oficial, Beluce e Oliveira (2016) que apresenta a escala EEAM-AVA e Boruchovitch e Santos (2015) que descreve a escala chamada EEA-U. No Quadro 11, a seguir, de cada trabalho são apresentados o número de fatores, suas identificações, a quantidade de itens finais da escala, o público-alvo e o local de publicação.

Quadro 11 – Fatores de escalas para estratégias de aprendizagem.

Escala	EAEF (BORUCHOVITCH et al., 2006)	Martins-Zerbini (MARTINS; ZERBINI, 2014)	EEAM-AVA (BELUCE; OLIVEIRA, 2016)	EEA-U (BORUCHOVITCH; SANTOS, 2015)
Número de Fatores	3	4	5	3
Fatores	<ul style="list-style-type: none"> • Ausência de utilização de estratégia • Estratégias cognitivas • Estratégias metacognitivas 	<ul style="list-style-type: none"> • Estratégias cognitivas • Controle da emoção • Estratégias autorregulatórias • Busca de ajuda interpessoal 	<ul style="list-style-type: none"> • Estratégias de ensino • Motivação autônoma • Motivação controlada • Desmotivação • Monitoramento da aprendizagem 	<ul style="list-style-type: none"> • Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva • Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais • Autorregulação Social
Número (final) de itens	20 (8/6/6)	29 (15/4/7/3)	26 (9/5/6/4/2)	35 (23/8/4)
Público	Estudantes do Ensino Fundamental	Estudantes do Ensino Superior Híbrido	Estudantes de Ambientes Virtuais de Aprendizagem	Estudantes do Ensino Superior
Fonte	Psicologia: Teoria e Pesquisa	Psico-USF	Revista Brasileira de Educação	Paidéia

Essas informações sobre as quatro escalas analisadas foram utilizadas para a criação de uma taxonomia, aplicada nesta tese, bem como para a elaboração de um conjunto de estratégias de aprendizagem utilizado por um sistema de recomendação de estratégias de aprendizagem, também construído durante o desenvolvimento da tese.

A taxonomia criada é descrita em detalhes, desde sua elaboração até a versão final, no Capítulo 7. O conjunto de estratégias de aprendizagem elaborado e descrito na seção 7.3.

4 ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA

A seguir é apresentado o método de condução da pesquisa, a proposta de uma arquitetura de trabalho, incluindo o modelo proposto já iniciado, e em seguida a descrição das principais ferramentas.

4.1 MÉTODO DE PESQUISA

Primeiramente, foram realizadas pesquisas na literatura sobre Trilhas de Aprendizagem, modelos de comportamento de estudante e outros assuntos relacionados com esta pesquisa.

Também foi realizada uma pesquisa de campo, onde foram coletados dados reais de um AVA. Os dados foram analisados e deram origem a um formato simplificado dos registros das ações de interação do Ambiente Virtual.

Um modelo, baseado em grafos, para a representação das trilhas de aprendizagem foi criado. A partir dele foram criadas métricas como a medida de dispersão apresentada na seção 5.2.1. Também é possível utilizar medidas estatísticas como média, desvio padrão e variância sobre os dados de acesso dos vértices.

Para elaboração dos experimentos, foi selecionado um instrumento para a identificação da orientação de metas em alunos, que tivesse como público-alvo estudantes do ensino superior e fosse validado em língua portuguesa. Assim, para os experimentos, foi aplicado o instrumento Escala de Motivação para a Aprendizagem de Universitários (EMAPRE-U) (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013; ZENORINI; SANTOS, 2010), para identificar a motivação de aprendizagem de cada participante e utilizar essa informação para classificar a sua trilha de aprendizagem.

Posteriormente foi elaborado um conjunto de estratégias de aprendizagem a serem tomadas, a partir de trabalhos da literatura. Com o auxílio de duas pesquisadores da psicologia educacional foi elaborada uma taxonomia com a qual classificou-se cada estratégia do conjunto previamente proposto (detalhes estão no Capítulo 7).

As estratégias de aprendizagem foram associadas às orientações de metas da escala EMAPRE-U. A associação serviu para auxiliar o participante (aluno) na escolha de uma estratégia de aprendizagem (BELUCE; OLIVEIRA, 2016; BORUCHOVITCH et al., 2006; MARTINS; ZERBINI, 2014), por meio de um sistema de recomendações de estratégias de

aprendizagem.

De posse desse conjunto de informações, foram aplicadas técnicas de mineração de dados e aprendizagem de máquina (ARTERO, 2009), para encontrar padrões de trilhas de aprendizagem para cada meta de realização (modelo de comportamento), com os quais também é possível realizar previsões de orientação a partir de novas entradas de dados. Nesse ponto, os dados das trilhas de aprendizagem foram organizados de forma a servirem de entrada para os algoritmos de mineração de dados e aprendizagem de máquina.

Foram implementadas duas ferramentas, primeiramente para o ambiente virtual Moodle, no formato de plugin, que posteriormente foi adaptado para o ambiente CodeBench, onde o modelo proposto foi utilizado nos experimentos.

Foi avaliado o percentual de acertos de classificação das trilhas de aprendizagem em relação às metas de realização. Também foi implementado um sistema de recomendação de estratégias de aprendizagem baseadas na orientação de metas do aluno chamado SisREA. Nele, foi possível coletar a opinião dos alunos a respeito das recomendações.

4.1.1 Detalhamento

Para alcançar os objetivos gerais e específicos foram executadas as seguintes atividades:

- 1) Pesquisa bibliográfica.
- 2) Pesquisa de campo (coleta de dados).
- 3) Modelagem das trilhas de aprendizagem.
- 4) Criação de um modelo de comportamento que relaciona o modelo de trilhas de aprendizagem com as metas de realização.
- 5) Associação de sugestões de estratégias de aprendizagem e motivação (metas de realização). Uma vez que seja identificado um padrão de comportamento, recomendações de estratégias podem ser sugeridas ao aluno.
- 6) Desenvolvimento de uma ferramenta para o CodeBench e um sistema Web para o CodeBench.
- 7) Teste das ferramentas.
- 8) Coleta de dados do teste.
- 9) Avaliações qualitativas e de desempenho do modelo.
- 10) Organização dos resultados.
- 11) Apresentação dos resultados finais.

A seguir, é apresentado a arquitetura de trabalho proposta nesta tese. Também são feitas considerações sobre os diferenciais principais do uso de TAs e a questão de pesquisa.

4.2 ARQUITETURA DE TRABALHO

4.2.1 Arquitetura

Como a proposta desta pesquisa é apresentar um novo modelo baseado em trilhas de aprendizagem, é necessário buscar informações sobre os alunos dentro de um ambiente virtual de aprendizagem. Para o estudo de caso dessa pesquisa foi selecionado o ambiente de aprendizagem virtual CodeBench², que é utilizado pelo Instituto de Computação (IComp) da Universidade Federal do Amazonas (UFAM) nas disciplinas introdutórias de programação, onde foi possível aplicar o modelo na prática.

A arquitetura proposta considera a implementação da prova de conceito para o CodeBench, mas pode ser aplicada a outros ambientes com as devidas adaptações. A Figura 18 representa a arquitetura de trabalho utilizada. Os estudantes interagem com o LMS que faz os registros das ações no banco de dados, na sequência, os dados de logs são analisados para extrair as trilhas de aprendizagem seguindo o nosso modelo (Capítulo 0). Via questionário validado (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013), são coletados os dados necessários para a identificação da meta do aluno. A arquitetura é formada pelo: modelo do estudante, que é composto pelas TAs e as orientações de metas de realização (MR) de cada estudante; Estratégias de Aprendizagem; Módulo de classificação do estudante; e módulo de recomendação das EAs.

² <https://codebench.icomp.ufam.edu.br/>

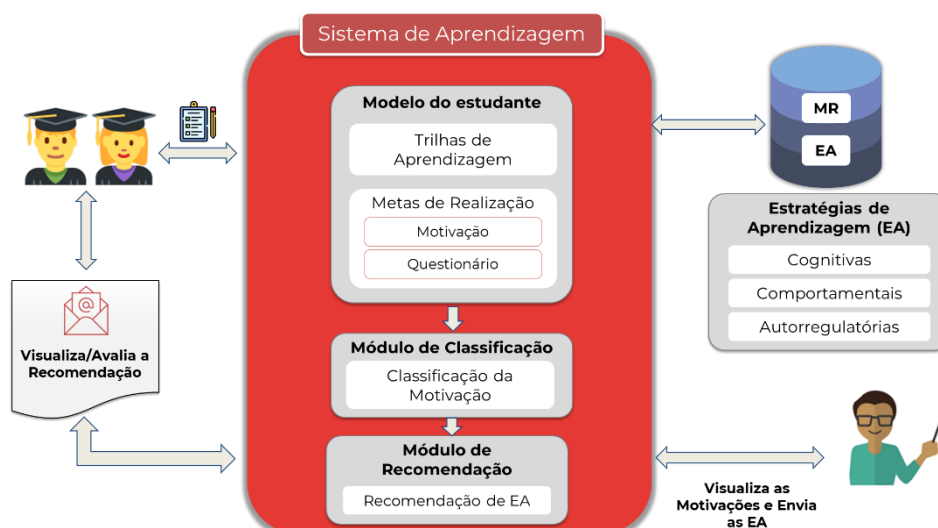


Figura 18 – Arquitetura de trabalho.
Fonte: De autoria própria.

4.2.2 Diferenciais principais e questão de pesquisa

A vantagem no uso de TA é que se trata de um monitoramento transparente, ou seja, sem solicitação de informações diretamente do aprendiz, os dados coletados tendem a corresponder o mais próximo possível da sua situação real. O uso de modelo de comportamento baseado em trilhas de aprendizagem caracteriza-se por fornecer informações sobre a interação do aluno com o AVA. As interações são coletadas dos registros do banco de dados que armazenam as ações do usuário não sendo necessária uma coleta de dados mais direta, como o preenchimento de pesquisas e questionários. As trilhas de aprendizagem representam de forma natural o comportamento do aluno, pois são criadas sem interferências diretas do professor (GUTIÉRREZ; PARDO; KLOOS, 2006; RAMOS et al., 2015).

O uso de trilhas de aprendizagem permite um acompanhamento transparente dos aprendizes, porém a própria identificação das trilhas é um fator de estudo, pois em geral, os trabalhos tratam as TAs de forma específica dentro de suas pesquisas com objetivo de fazer adaptações no ambiente virtual, em geral independente. Dessa forma, muitas técnicas são utilizadas, como por exemplo, o uso de grafos, redes neurais, agentes inteligentes, ontologias e outras. Além disso as unidades de aprendizagem também são representadas conforme cada trabalho como objetos de aprendizagem, atividades, questionários, vídeos, chat, fórum, módulos, conceitos entre outros (RAMOS et al., 2015; RAMOS; OLIVEIRA, 2015).

Pretende-se, por meio desse modelo, possibilitar a criação de ferramentas de apoio ao docente. Byun et al. (2014) afirmam que a diferença nos hábitos de estudos fazem a diferença no desempenho acadêmico. Seria relevante identificar o comportamento do aluno, e baseado

nesse conhecimento, tomar decisões que melhorem o processo de ensino-aprendizado. Assim, a seguinte questão de pesquisa foi formulada:

Q1: É possível utilizar as trilhas de aprendizagem para a identificação de comportamento de alunos?

Assim, busca-se a partir das informações disponíveis no próprio ambiente virtual e utilizando as trilhas de aprendizagem, criar um modelo que permita ao professor obter o comportamento de seus alunos.

4.3 FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS

Para o desenvolvimento do modelo proposto foram utilizadas as seguintes ferramentas:

- **Apache:** Servidor Web para a execução de scripts PHP e instalação do Moodle.
- **PHP:** Linguagem de script para Web.
- **MySQL:** Sistema de gerenciamento de banco de dados (SGBD), que utiliza linguagem padronizada denominada SQL.
- **Visual Studio Code:** Ambiente para desenvolvimento de software. Possui suporte à linguagem PHP.
- **HTML 5:** Versão mais recente da linguagem de marcação de hipertexto utilizado para criar estruturas de documento Web.
- **CodeBench:** Um ambiente virtual para o ensino de programação, que inclui acesso a material didático, banco de exercícios, troca de mensagens, detecção de plágio. O recurso de destaque é o juiz online integrado que corrige e provê feedback imediato aos alunos.

5 MODELO DE TRILHAS DE APRENDIZAGEM BASEADO EM LOGS

Este capítulo apresenta a fonte de dados usada e como o modelo de TA proposto foi projetado com base nesses dados. O modelo foi projetado para ser adaptável a diferentes ambientes de aprendizagem.

5.1 DADOS PARA AS TRILHAS DE APRENDIZAGEM

As trilhas de aprendizagem do nosso modelo são formadas a partir do histórico de acesso do aluno, que fica armazenado em banco de dados. O histórico é construído com base no cruzamento de dados de diversas tabelas, tendo como ponto central os registros de histórico de acesso que indicam quando e quais recursos e atividades foram acessados pelos alunos. Dessa forma, é possível ordenar cronologicamente os eventos ocorridos durante a interação do aluno com o AVA.

Uma vez ordenados, os registros apresentam a sequência de navegação do aluno pelos recursos e atividades do ambiente de aprendizagem virtual. A partir da observação dessa estrutura e dos estudos realizados anteriormente, em (RAMOS et al., 2015; RAMOS; OLIVEIRA, 2015), conclui-se que era possível a utilização da estrutura de grafos para a representação das trilhas de aprendizagem.

Para o conteúdo de um curso, podem ser adicionados recursos e atividades. Os recursos são conteúdos, em geral, estáticos, também chamados de materiais didáticos. As atividades são conteúdos que requerem uma participação mais ativa dos aprendizes, permitindo a interação entre eles e que podem ser utilizadas como ferramenta de avaliação pelo docente. Tarefas, chats, fóruns e questionários são exemplos de atividades.

5.2 MODELO DE TRILHAS DE APRENDIZAGEM

O modelo de trilhas de aprendizagem proposto utiliza o grafo dirigido como forma de representação. Os vértices representam os recursos e atividades do AVA, e a navegação (caminho) do aluno entre os vértices formam as arestas. O caminho do aluno é obtido por meio da sequência ordenada pelo tempo do registro do ambiente virtual. A seguir são dados mais detalhes sobre como o grafo é utilizado em nosso trabalho.

Vértices representam instâncias de recursos e atividades fornecidos dentro do curso no AVA, tais como: recursos: Arquivo, URL, Página; Atividades: Fórum, Tarefa, Chat, Glossário,

Quiz, Wiki. Para cada recurso ou atividade criada no Ambiente Virtual, um novo registro chamado de instância é salvo no banco de dados. Além disso, também fica armazenada a ordem em que as instâncias são sequenciadas para aparecer no ambiente de aprendizagem. Essa ordem corresponde ao caminho sugerido pelo professor, a primeira instância é o ponto de partida e a última é o fim da trilha de aprendizagem proposta. Em geral, nos ambientes virtuais de aprendizagem observados (ColabWeb³ e CodeBench⁴), os professores organizam, em seções (unidades/tópicos), os recursos e atividades que tratam do mesmo assunto, dados sobre as seções também são coletados.

Nosso modelo possui vértices atribuídos que armazenam as seguintes informações:

- **pos**, número que indica a posição do vértice na sequência definida pelo docente para recursos e atividades. A primeira instância é marcada como 0, a segunda é marcada como 1, e assim por diante. Isso facilita a realização de alguns cálculos, que são apresentados mais à frente e a identificação do sequenciamento definido pelo professor;
- **cmid**, identificador único da instância (recurso/atividade), esta informação mantém a relação do vértice com as instâncias do ambiente virtual;
- **module**, indica o tipo do recurso/ atividade como, por exemplo, ‘forum’ ou ‘assign’;
- **module_name**, nome do módulo em linguagem traduzida, precedida do valor do atributo **pos**. Por exemplo: “0 Fórum” ou “3 Tarefa”;
- **name**, nome ou título do recurso/atividade, indica o nome estabelecido pelo docente para a instância, por exemplo, “Fórum de notícias” ou “Prova 01”;
- **section**, número que indica a qual tópico o vértice pertence;
- **section_name**, nome ou título do tópico. Poder ser definido pelo professor, caso contrário atribui-se o nome “Tópico” mais o número do tópico (atributo *section*). Por exemplo: “Tópico 0”;
- **value**, número de interações (V), indica o total das interações (visualização, envio de arquivo, postagem, entre outras ações). Na representação visual, é utilizado para ponderar o vértice.

As arestas representam a navegação do aluno entre os vértices. Elas informam o número de vezes que ele parte de um vértice para outro, que é utilizado como peso da aresta.

³ <https://colabweb.ufam.edu.br>

⁴ <https://codebench.icomp.ufam.edu.br/>

Sua origem e destino também são registrados, pois o grafo é dirigido.

As arestas contêm as seguintes informações:

- **source**, identificador da instância de partida da interação do aluno. Este atributo faz referência ao valor do atributo **pos** de um vértice;
- **target**, identificador da instância de chegada da interação do aluno, também indica o valor **pos** do vértice acessado. Dessa forma, é possível identificar a origem e o destino da aresta, o que torna o grafo direcionado;
- **value**, número de vezes que o aprendiz realizou o trajeto do vértice *source* para o vértice *target*, indica o peso da aresta;
- **type**, informa a classificação da aresta. Nosso modelo definiu três classificações possíveis: retorno, padrão e avanço, esses tipos serão detalhados mais à frente;
- **is_max_value**, atributo que indica se a aresta, dentre todas as arestas que partem do vértice de origem (*source*), é a que possui o maior valor, em outras palavras, é usado para identificar a aresta mais usada dentre todas que partem de *source*;
- **is_min_value**: indica se a aresta, dentre todas as arestas partindo do vértice de origem, é a que possui o menor valor, nesse caso, o atributo indica se a aresta é a menos usada dentre todas as arestas que partem de *source*;
- **is_max_value_avanco**, caso a aresta seja do tipo ‘avanço’, indica se ela, dentre todas as arestas do tipo ‘avanço’ partindo do vértice de origem (*source*), é a que possui o maior valor;
- **is_max_value_retorno**, caso a aresta seja do tipo ‘retorno’, indica se a ela, dentre todas as arestas do tipo ‘retorno’ partindo do vértice de origem, é a que possui o maior valor.

Conforme dito, no nosso modelo, as arestas são classificadas em três tipos, avanço, padrão e retorno, descritos a seguir. Dada a aresta (v_i, v_j) , onde i e j são a posição do vértice (valor *pos*), tem-se:

- **aresta padrão**, representa a navegação de um recurso/atividade para o sucessor imediato, ou seja, dado um vértice v_i e um vértice v_j , a aresta que parte de v_i e incide em v_j é do tipo ‘padrão’ se $j = i + 1$;
- **aresta de avanço**, indica uma navegação de um recurso/atividade para o outro mais à frente que o sucessor imediato, ou seja, dado um vértice v_i e um vértice v_j , a aresta que parte de v_i e incide em v_j é do tipo ‘avanço’ se $j > i + 1$;
- **aresta de retorno**, indica uma navegação de um recurso/atividade para outro

anterior, nesse caso, dado um vértice v_i e um vértice v_j , a aresta que parte de v_i e incide em v_j é do tipo ‘retorno’ se $j < i$.

Quando um aluno segue a trajetória definida pelo professor, ele caminha do vértice v_i para o v_j onde sempre $j = i + 1$. Diante disso, só pode existir, no máximo, uma aresta padrão para cada vértice v_i . Disso também decorre que quando o vértice representa a última instância, este não possui aresta padrão e nem aresta de avanço, e quando o vértice representa a primeira instância, ele não possui aresta de retorno. O modelo proposto é dinâmico, toda vez que um aluno parte do vértice v_i para o v_j , soma-se 1 ao atributo *value* da aresta (v_i, v_j) .

Com informações sobre as arestas, calcula-se a proporção da quantidade de cada tipo de aresta em relação ao total de arestas, e também a medida de dispersão, que indica o quão dispersa é a navegação do aluno.

O cálculo de proporção de arestas (*prop*) é dado pela razão do número de arestas de um determinado tipo x pelo total de todas as arestas n , conforme a **Equação 2**:

Equação 1. Proporção de arestas.

$$prop_x = \frac{arestas_x}{n}, x \in \{avanço, padrão, retorno\} e n > 0$$

A medida de dispersão (*disp*) é dada pela média de comprimento das arestas. O comprimento de uma aresta a é a diferença entre as posições das arestas de origem e destino, e é dado por $comp_a = |i - j|$, onde i e j são a posição dos vértices ligados pela aresta (v_i, v_j) , e n é o número total de arestas do grafo. A medida de dispersão pode ser calculada considerando-se todas as arestas do grafo, ou por tipo de aresta. A **Equação 3** representa o cálculo de dispersão, considerando todas as arestas do grafo, enquanto a **Equação 4** representa o cálculo da dispersão por tipo aresta.

Equação 2. Cálculo de dispersão geral.

$$disp = \frac{\sum_{a=1}^n comp_a}{n}, n > 0$$

Equação 3. Cálculo de dispersão por tipo de aresta.

$$disp = \frac{\sum_{a=1}^{arestas_x} comp_a}{arestas_x}, x \in \{avanço, padrão, retorno\} e arestas_x > 0$$

A Figura 16 ilustra a representação visual do modelo de trilhas de aprendizagem deste trabalho. Nele, cada vértice possui uma cor que representa um tipo de recurso/atividade e o diâmetro é proporcional ao número de interações (V) dos alunos, assim é possível observar melhor o acesso a cada instância. Os valores nas arestas indicam o valor do atributo *value*, este

é utilizado para especificar a espessura da aresta, e a seta indica o sentido da trajetória. As arestas verdes são as arestas padrão e indicam a TA estabelecida pelo professor, já a aresta azul é a aresta de avanço, indica que o aluno avançou para uma próxima tarefa diretamente, e por fim, as arestas vermelhas, que representam as arestas de retorno, indicam que um aluno retornou para um recurso ou atividade anterior. Observando o grafo abaixo, é possível verificar se que o aluno possivelmente está encontrando dificuldades para responder a tarefa (terceiro vértice).

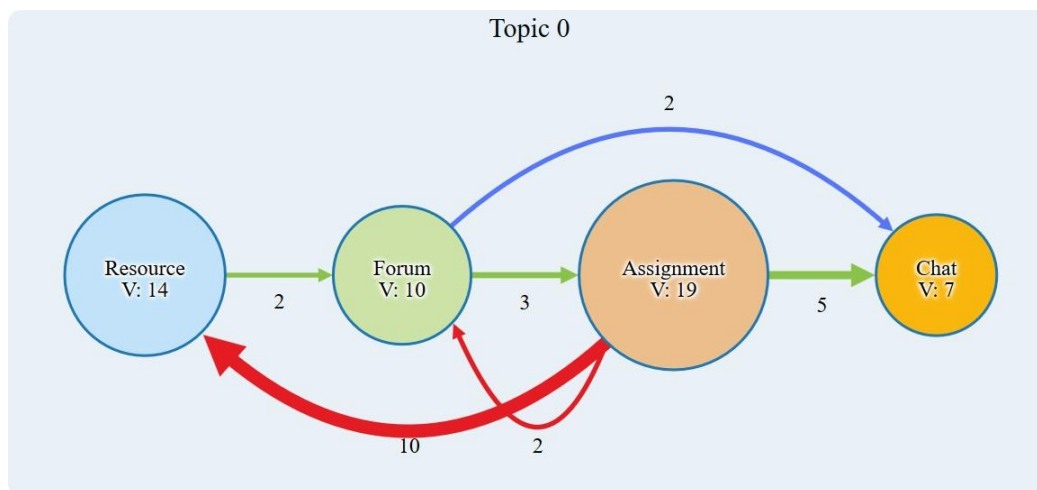


Figura 19 – Modelo de trilha de aprendizagem.
Fonte: De autoria própria.

Como o modelo baseia-se nos dados gerados e armazenados pelo sistema de *e-learning*, é possível acompanhar a evolução da TA do aluno ao longo do tempo. O modelo pode ser utilizado analisar dados de uma turma já encerrada, ou durante o decorrer das aulas. Isso porque o modelo é flexível e permite a representação de dados que podem ser delimitados por um intervalo de tempo.

6 SELEÇÃO DE UMA ESCALA DE METAS DE REALIZAÇÃO

Para manter a confiabilidade da pesquisa, bem como sua validade, é importante que seja aplicado um instrumento validado cujas análises estatísticas e propriedades psicométricas atestem que o instrumento realmente faz o que se propõe. Seguindo a orientação de Bittencourt e Isotani (2018), que além de afirmar que se deve utilizar mais instrumentos validados e menos instrumentos próprios, é necessário também levar em consideração o contexto ao qual se aplica. Disto isto, também não é razoável aplicar um instrumento que foi validado em língua inglesa, por exemplo, apenas traduzido para a língua de quem responderá ao questionário e acreditar que terá a mesma validade. Na área da psicologia da educação, esses critérios são considerados, dessa forma, esta pesquisa buscou selecionar um instrumento em contexto educacional que fosse validado em português, e adequado aos respondentes, alunos universitários.

Inicialmente foi realizada uma revisão sistemática da literatura com o intuito de selecionar trabalhos que apresentassem instrumentos de coleta de dados acerca da motivação do aluno por meio da teoria da motivação de realização. Existem instrumentos para medir a motivação, por exemplo, nos esportes ou no trabalho, mas estes casos não se aplicam a esta pesquisa.

Nos estudos realizado, foram selecionados aqueles com questionários em língua portuguesa, no total de seis trabalhos, dos quais três eram propostas de instrumentos e três apenas aplicavam instrumentos já existentes. Usando um processo semelhante ao *snowballing*, foram verificados quais instrumentos foram aplicados nos três últimos artigos. As seguir, são apresentados os três trabalhos que utilizaram instrumentos prontos, os três trabalhos que apresentaram novas propostas de instrumentos.

O trabalho de Mello e Leme (2016) usou o instrumento de Boruchovitch e Neves (2005), chamado de EMA-U. O instrumento analisava apenas dois fatores: motivação intrínseca e extrínseca.

O trabalho de Zenorini, Santos e Monteiro (2011) utilizou o instrumento chamado EMAPRE elaborado por Zenorini e Santos (2010) cujo nível escolar objeto do estudo foram os alunos de Ensino Médio.

Já a pesquisa de Dalbosco, Ferra e Santos (2018) utilizou a versão universitária de Zenorini e Santos (2010), chamada EMAPRE-U. Observa-se que este trabalho e o anterior citam a mesma pesquisa como fonte do instrumento aplicado. Embora pareça haver inconsistência na referência, ocorre que o trabalho de Zenorini e Santos (2010) elaborou um instrumento com 50 questões que foram aplicados a alunos do Ensino Médio. Após a aplicação,

o instrumento foi submetido a análise fatorial exploratória, onde as autoras decidiram por excluir itens com carga fatorial menor que 0,45. Como resultado, no mesmo trabalho, foi apresentado os itens resultantes, no total de 28, que posteriormente foram adaptados e validados em uma nova pesquisa (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013).

O trabalho de Ponte e Miranda (2018) apresenta um instrumento próprio. Ele foi aplicado a estudantes portugueses e brasileiros. Dos quatro fatores propostos inicialmente, apenas dois se mantiveram com alfa de Cronbach aceitáveis. Dessa forma, da proposta inicial de 32 itens, os autores chegaram a uma versão final de apenas 10 itens e 2 fatores.

O trabalho de GOUVEIA et al. (2008) apresenta o Questionário de Metas de Realização (QMR). O instrumento foi adaptado da versão original em língua inglesa de Elliot e McGregor (2001) que apresenta quatro fatores e doze itens, respondidos em escala de Likert de sete pontos. O instrumento foi convertido para o Português por meio de *back translation*.

O trabalho de Zenorini e Santos (2010) apresentou uma proposta de instrumento denominada Escala de Motivação para a Aprendizagem. A construção da proposta iniciou com 67 itens, que após análise por 11 juízes com conhecimento de psicometria e teorias da motivação foi reduzida para 50 itens. O instrumento, com 50 itens, foi aplicado a alunos do Ensino Médio. De posse dos dados obtidos, foram realizadas análises estatísticas, tais como análise fatorial exploratória e de consistência interna. O resultado foi a redução do instrumento para 28 itens.

A seguir, o Quadro 12 e Quadro 13 descrevem em mais detalhes cada um dos instrumentos mencionados até aqui.

Quadro 12 – Artigos com propostas instrumentos de metas de realização em língua portuguesa no Brasil.

Artigo	(PONTES; MIRANDA, 2018)	(ZENORINI; SANTOS, 2010)	(GOUVEIA et al., 2008)
Ano	2018	2010	2008
Fonte	RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação	Interamerican Journal of Psychology	Psicologia: Teoria e Pesquisa
Propõe instrumento?	Sim	Sim	Sim
Tipo	Adaptado	Nova proposta	Adaptado
Trabalho de base para o instrumento	(MUTHEE; THOMAS, 2011)	(ZENORINI; SANTOS, 2003) (MIDGLEY et al., 1998)	(ELLIOT; MCGREGOR, 2001)
# (final) itens instrumento	10 (32 iniciais)	28 (versão aplicada 50 itens)	12
Nome do Instrumento (se houver)	-	EMAPRE (versão 50 itens)	Questionário de Metas de Realização – QMR
# de escalas	2 finais (4 iniciais)	3	4

Escalas	As escalas finais foram os itens i e iv : (i) Motivação de Realização (ii) Recursos Internos (iii) Forças Pessoais Internas (iv) Hábitos de Trabalho	meta Aprender meta Performance-aproximação meta Performance-evitação (20-20-10 itens para a versão de 50 itens) (12-9-7 itens para a versão final de 28 itens)	Aprendizagem-aproximação (3 itens) Aprendizagem-evitação (3 itens) Execução-aproximação (3 itens) Execução-evitação (3 itens)
escala de Likert	5 pontos	3 pontos (não informado no trabalho, deduzido de trabalhos de referência posterior)	7 pontos
nível escolar objeto de estudo	Ensino Superior (graduação)	Ensino Médio	Ensino Médio
# estudantes	204 (102 portugueses; 102 brasileiros)	739	307
idade mínima participantes	Não informado	14	13
idade máxima participantes	Não informado	20	52
método da coleta	Questionário em papel	Questionário (não foram informados detalhes)	Os participantes receberam uma folha impressa com os instrumentos. A coleta de dados se deu em horário de aula, no próprio ambiente escolar.
Instrumento exibido na íntegra?	Sim	Não os 50 itens, apenas os 28 itens da versão final	Sim
curso	Alunos utilizadores de ferramentas de desenho assistido por computador (CAD) Arquitetura	Ensino Médio	Ensino Médio
# de vezes aplicação do instrumento	1	1	1
Tipo da análise	Sensibilidade dos itens Análise Fatorial Exploratória (AFE) Alfa de Cronbach	Análise fatorial exploratória: análise dos componentes principais; rotação varimax análise de consistência interna	Análise de Componentes Principais Análise fatorial confirmatória Estatísticas descritivas (medidas de tendência central, dispersão, distribuição de frequência) Índice KMO Teste de Esfericidade de Bartlett MANOVA
Software	SPSS (versão 24)	Não informado	SPSS (versão 13) AMOS (versão 4)
Confiabilidade	Satisfatório	Satisfatório	Satisfatório. O fator execução-evitação ficou em 0,3 (<0,70, recomendado). Mas justificado pelo fato de existirem apenas três questões.
Parecer sobre as questões	Aborda a motivação com fatores diferentes das demais pesquisas. Dos	A versão final apresentada (28 itens) precisa da mudança de termos como trabalho escolar	Os autores buscaram manter a consistência com a versão original, entretanto acredito que

	fatores iniciais apenas dois se mantiveram consistentes.	para trabalho acadêmico. Isso já foi feito pelas autoras na versão universitária EMAPRE-U.	ajustes podem ser feitos para a língua portuguesa sem ficar tão restrito a tradução, dado o contexto diferente.
Detalhes	O instrumento foi aplicado a estudantes brasileiros e portugueses. A estrutura fatorial proposta pelo modelo teórico não se confirmou na amostra do estudo Participação de alunos de diversas áreas que estudam programação CAD 3D	Consistência interna das três escalas/fatores, medida pelo alfa de Cronbach, variou de 0,73 a 0,80. O questionário aplicado foi com 50 itens (EMAPRE), foi posteriormente foi reduzido a 28, este adaptado a universitários (EMAPRE-U)	Questionário curto, pode ser bom para os alunos responderem com mais sinceridade, pois não é exaustivo. Utiliza 4 fatores. Baseado em versão de questionário de Elliott e McGregor de 2001 (há um modelo revisado mais atual).

Quadro 13 – Artigos que utilizaram instrumentos de metas de realização em língua portuguesa no Brasil.

Artigo	(DALBOSCO; FERRAZ; SANTOS, 2018)	(MELLO; LEME, 2016)	(ZENORINI; SANTOS; MONTEIRO, 2011)
Ano	2018	2016	2011
Fonte	Revista Brasileira de Orientação Profissional	Psicologia Escolar e Educacional	Paideia
Propõe instrumento ?	Não	Não	Não
Referência	(ZENORINI; SANTOS, 2010)	(BORUCHOVITCH; NEVES, 2005)	(ZENORINI; SANTOS, 2010)
# (final) itens instrumento	28	26	50
Nome do Instrumento (se houver)	EMAPRE-U	EMA-U	EMAPRE
# de escalas	3	2	3
Escalas	meta Aprender (12 itens) meta Performance-aproximação (9 itens) Meta performance evitação (7 itens).	Motivação intrínseca (14 itens) Motivação extrínseca (12 itens)	meta Aprender, meta Performance-aproximação e meta Performance-evitação (itens 20-20-10 para a versão de 50 itens)
escala de Likert	3 pontos	4 pontos	3 pontos
nível escolar objeto de estudo	Ensino Superior (graduação)	Ensino Superior (graduação)	Ensino Médio
# estudantes	404	288	110
idade mínima participantes	M=19,62 anos ($\sigma = 4,870$)	17	14
idade máxima participantes	-	30	19

método da coleta	questionários aplicados de forma coletiva, nas aulas nos dias programados para a aplicação dos instrumentos	aplicados em sala de aula, no início da aula (supõe-se que de forma manual)	coleta de dados coletiva em situação de sala de aula
Instrumento exibido na íntegra?	Não se aplica. (Não propõe instrumento)	Não se aplica. (Não propõe instrumento)	Não se aplica. (Não propõe instrumento)
Curso	Diversos (Direito, Psicologia, A&U, Eng. Civil, Medicina, entre outros) Em menor número havia os estudantes dos cursos de Odontologia, Ciência da Computação, Administração, Sistemas de Informação e Engenharia Mecânica	Diversos (área de Gestão, Tecnológicos e de Bacharelado - Gestão Financeira, Gestão Empresarial, Gestão de Rec. Humanos, Bacharelado em Turismo e Lazer)	Ensino Médio
# de vezes aplicação do instrumento	1	1	1
Tipo da análise	Análise descritiva, Pearson, análise de regressão, análise de quartis, ANOVA, post hoc, confiabilidade alfa; análise de variância ANOVA e a prova <i>post hoc</i> de Tukey com o intuito de averiguar as possíveis diferenças entre a EMAPRE-U e o IPAA	Análise exploratória descritiva: medidas de tendência central e dispersão, tabelas de dupla entrada segmentadas pelas variáveis demográficas; análises inferenciais: teste t de <i>Student</i> , análise de variância ANOVA	Prova U de Mann-Whitney da estatística não-paramétrica
Software	Statistical Package for the Social Sciences (SPSS)	NA	Não informado
Confiabilidade de	Satisfatório, com melhores alfas que o EMAPRE	NA	NA
Detalhes	EMAPRE-U é o EMAPRE de 28 itens já adaptado para o Ensino Superior	Instrumento não encontrado, referência incompleta. EMA-U encontrado possui 32 itens já o aplicado apenas 26 (não encontrado)	O instrumento aplicado foi o EMAPRE de 50 itens (foco no ensino médio não apresentado com 50 itens)

A busca de uma escala que possa avaliar a motivação do aluno decorre da necessidade de se utilizar instrumentos validados durante a pesquisa. Na busca pelo instrumento validado, com suas propriedades psicométricas analisadas e aceitas, e considerando os instrumentos

apresentados nesta seção, foi selecionado o EMAPRE-U.

A outra opção, para escolha nesta pesquisa, seria o EMA-U (BORUCHOVITCH; NEVES, 2005), pois também é validado para o ensino superior, porém possui apenas dois fatores (motivação intrínseca e extrínseca) e nesta pesquisa a proposta é trabalhar com metas de realização. Além disso, a versão do instrumento aplicada em Mello e Leme (MELLO; LEME, 2016) possuía 26 itens, enquanto que a versão encontrada na literatura tem 32 itens no total.

A elaboração do EMAPRE-U iniciou no trabalho de Zenorini e Santos (2010), que visou a construção de uma escala de Motivação para Aprendizagem com itens baseados na Teoria de Metas de Realização. A escala, chamada EMAPRE, foi aplicada a alunos do Ensino Médio, com idades entre 14 e 20 anos. As autoras aplicaram a escala com 50 itens e após análises estatísticas reduziram o número de itens para 28. Dessa forma, novos testes de validação se fizeram necessárias para ajustar e confirmar a aplicabilidade da escala para alunos do ensino superior, o que foi realizado em uma nova pesquisa, resultando no EMAPRE-U (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013). Dessa forma, os estudos recentes confirmaram as propriedades psicométricas da escala criada, e especialmente elaborada para o Ensino Superior, que também é alvo deste estudo.

O instrumento EMAPRE-U, disponível em (RAMOS, 2020), é um instrumento validado ao contexto universitário em língua portuguesa, devidamente aprovado pela avaliação de suas propriedades psicométricas (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013). O instrumento possui 28 itens, divididos em três metas de realização: 12 itens para a *meta Aprender*, 9 para a *meta performance aproximação* e 7 itens para a *meta performance evitação*. O instrumento é respondido em uma escala de Likert de três pontos: “Discordo”, “Não sei” e “Concordo”.

7 TAXONOMIA PARA ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM

Buscando uma harmonização das terminologias e o agrupamento de itens semelhantes, elencou-se os fatores apresentados em cada trabalho e verificou-se uma possível disposição destes fatores dentro de uma estrutura hierárquica (taxonomia).

A partir dos trabalhos elencados no Quadro 11, foi iniciada uma pesquisa sobre os tipos de estratégias de aprendizagem. O processo de elaboração da taxonomia proposta nesta pesquisa é apresentado na seção a seguir.

7.1 CLASSES DAS ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM

O trabalho de Martins e Zerbini (2014) descreve o trabalho de Warr e Allan (1998), no qual estes propõem a definição, segundo as autoras, de estratégias de aprendizagem da seguinte forma: “conjunto de capacidades cognitivas, habilidades comportamentais e de autocontrole emocional”.

Estratégias primárias (cognitivas e comportamentais) são aquelas usadas diretamente no momento de contato do aprendiz com o material a ser aprendido (MARTINS; ZERBINI, 2014). Quando um aluno revisa uma matéria, ele está usando uma estratégia cognitiva, quando ele consulta um colega que já resolveu uma questão que ele tem interesse em resolver também, por exemplo, então ele está adotando uma estratégia primária comportamental. O aluno realiza tais ações a fim de se obter um efeito direto e mais imediato sobre a aprendizagem.

Estratégias autorregulatórias são aquelas de impacto indireto, tais como a autogestão de esforços e de automonitoramento do progresso durante a aprendizagem, e o controle de ansiedade diante de situações que poderiam dispersar a sua atenção (autocontrole emocional).

O trabalho de Warr e Downing (2000) apresenta as nove dimensões inicialmente mencionadas por Warr e Allan (1998), listadas a seguir:

Estratégias primárias – cognitiva e comportamental:

- a) cognitivas: repetição mental; organização; elaboração;
- b) comportamentais: busca de ajuda interpessoal; busca de ajuda ao material didático; aplicação prática;

Estratégias autorregulatórias ou metacognitivas:

- a) controle da emoção; controle da motivação; monitoramento da compreensão.

Com base nos estudos das escalas analisadas e do trabalho de Warr e Downing (2000), este estudo buscou estabelecer uma taxonomia para os tipos de estratégias de aprendizagem.

Para maior entendimento de cada estratégia foi elaborada uma definição que possa orientar a classificação das estratégias de aprendizagem apresentadas nas escalas sobre o tema.

Estabeleceu-se como base da taxonomia a separação entre estratégias primárias e autorregulatórias, esta que este estudo considera ser termo equivalente para metacognitivas, e a Ausência de utilização de estratégia/Desmotivação em um mesmo tipo. Em seguida, buscou-se estabelecer uma relação com os fatores apresentados nas escalas estudadas (EAEF, Martins-Zerbini, EEAM-AVA e EEA-U), conforme Quadro 11. Por exemplo, ao analisar o fator Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais e os itens da escala EEA-U foi considerado que se tratava das estratégias de controle da emoção, metacognitivas e planejamento em um mesmo fator. Dessa forma, chegou-se a primeira versão da taxonomia com os seguintes itens:

Quadro 14 – Taxonomia das estratégias de aprendizagem (versão preliminar).

#	Fatores
1	repetição mental
2	organização e elaboração
3	busca de ajuda interpessoal
4	busca de ajuda em material didático ou complementar
5	aplicação prática
6	controle da emoção
7	motivação autônoma
8	motivação controlada
9	monitoramento da compreensão / aprendizagem
10	planejamento
11	ausência de estratégia / desmotivação

7.1.1 Teste piloto da taxonomia

Para testar a validade da taxonomia, este estudo iniciou com um teste piloto no qual dois pesquisadores, a orientadora e o orientando, aplicaram a taxonomia, Quadro 14, a um conjunto de 110 itens extraídos dos trabalhos do Quadro 11 (Apêndice A). Foi dada também a opção de marcar “em dúvida”, caso o pesquisador não tivesse certeza em qual fator classificar o item analisado.

Cada pesquisador, individualmente e sem consultar o outro, classificou todos os 110 itens. Em seguida, ao comparar as classificações, obteve-se o valor Kappa=0,82. Em reunião,

após comparação item a item, e troca de ideias a respeito de como cada pesquisador interpretou os itens, foi feita uma nova rodada de classificação, no qual foi obtido o mesmo valor do Kappa.

Nos casos em que ambas os pesquisadores marcaram a opção “em dúvida”, ou respostas diferentes, concordou-se em fazer análise após a consulta com duas pesquisadoras da área de psicologia educacional.

A Figura 20 apresenta o percentual dos dados de quantos itens tiveram respostas iguais que indicaram uma estratégia (91), quantos tiveram respostas iguais para a opção “em dúvida” (2) e quantos tiveram respostas divergentes (17).

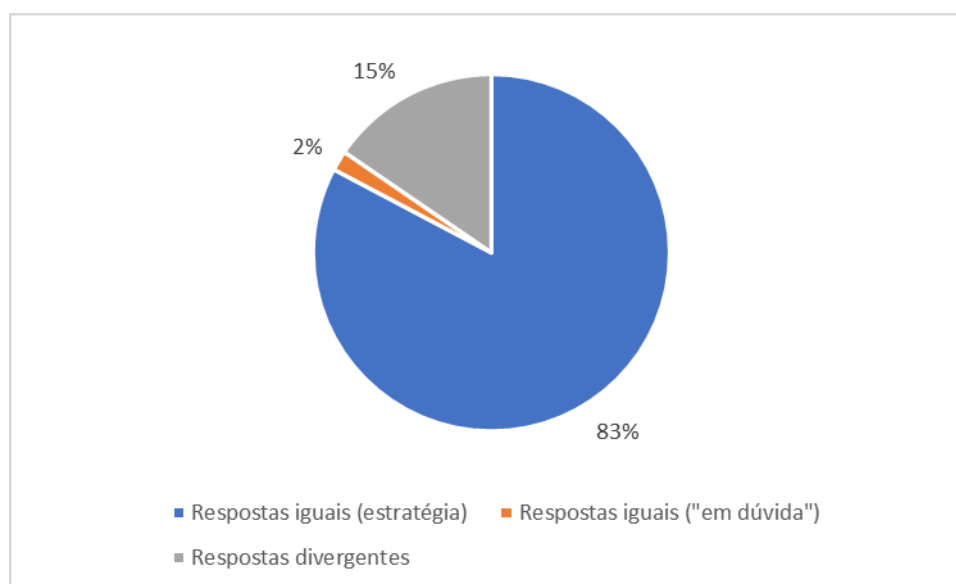


Figura 20 – Distribuição das respostas aplicando a taxonomia elaborada.
Fonte: De autoria própria.

7.1.2 Contribuição de pesquisadoras de psicologia educacional

Após a criação da versão preliminar da taxonomia, entrou-se em contato com as autoras do EMAPRE-U, onde foi pedido uma colaboração para verificar se a taxonomia proposta era válida. Uma das autoras respondeu indicando duas doutorandas suas, pesquisadoras especialistas em psicologia educacional. Em um primeiro momento, elas receberam as orientações para realizar as seguintes tarefas:

- Validação da taxonomia sobre tipos de estratégias de aprendizagem – foi solicitado às pesquisadoras que avaliassem se havia inconsistências na taxonomia proposta, bem como se elas acrescentariam mais tipos, ou os distribuiriam de forma diferente, ou se os conceitos precisariam ser melhorados. Foram repassados os arquivos preliminares da taxonomia e os conceitos de cada tipo de estratégia de aprendizagem.

- Classificação dos itens das escalas – foi solicitado às pesquisadoras que classificassem, conforme o Quadro 14, cada item de um conjunto de itens de escalas de estratégias de aprendizagem utilizando a taxonomia proposta. Elas receberam uma lista com os itens em uma planilha.

Em seguida, as pesquisadoras enviaram suas considerações sobre a taxonomia e a classificação dos itens das escalas. O Quadro 15, abaixo, apresenta as observações levantadas pelas pesquisadoras acerca da taxonomia proposta.

A pesquisadora 1 frisou a necessidade de reformular o conceito da proposta para o termo **repetição mental**, ela também considerou que o item ausência de motivação/desmotivação poderia ser dividido em dois itens, de atentar para o conceito de motivação, de receber o formato de resposta do questionário (e não apenas os itens) e sugeriu que se categorizasse os itens por público-alvo, seguindo os critérios de segmento da educação e ambiente de aprendizagem.

Já a pesquisadora 2 considerou o conceito de aplicação prática muito abrangente, também entendeu que não havia categoria para as estratégias de aprendizagem, sugeriu que se diferenciasse melhor as categorias organização e planejamento e complementou com uma observação interessante que relata que alguns itens podem ser considerados como estratégias ou não a depender de como se observa o aluno atualmente.

Quadro 15 – Considerações das pesquisadoras em psicologia educacional.

Pesquisadora 1
<p>(1) Rever a conceituação da “repetição mental” - o uso adequado de qualquer estratégia de aprendizagem requer que o aluno possua a intencionalidade sobre o seu uso, portanto, não cabe a indicação de que a utilização desta estratégia esteja ligada a “aprender algo sem refletir sobre ele”. Trata-se de um tipo “mais elementar” de estratégia de aprendizagem que, apesar de focar no desempenho, requer que o aluno opte por utilizá-la, o que envolve certo nível de reflexão para tomar essa decisão (estratégia cognitiva).</p> <p>(2) As estratégias de aprendizagem e a motivação são construtos que se relacionam, mas possuem conceitos distintos. Assim, o fato de o aluno não utilizar estratégias de aprendizagem pode não ser indicativo de desmotivação, pois é possível que este não saiba como utilizá-la ou que sequer tenha a noção de sua existência (ex.: determinadas estratégias não foram desenvolvidas ao longo de sua formação escolar). Com base nisto, sugiro rever a indicação da desmotivação no tópico 3 da taxonomia proposta.</p> <p>(3) Rever até que ponto a motivação pode ser entendida como uma estratégia de aprendizagem. À princípio, o controle da motivação não depende somente do aluno (ex.: não</p>

é um caso de o aluno ter ou não boa vontade para realizar as tarefas acadêmicas), uma vez que este construto está fortemente ligado às exigências da escola ou a instituição de ensino superior. Ao longo da formação escolar, a interação entre aluno-escola desenvolve no aluno as crenças que sustentam seus perfis motivacionais que, apesar de estáveis, podem variar, por exemplo, a depender das disciplinas (ex.: aluno mais motivado para as atividades de matemática do que de biologia), do modo como o professor interage em sala de aula (ex.: como o professor transmite as devolutivas das avaliações aos alunos). Outro ponto: em certas situações de aprendizagem a motivação pode levar ou não o aluno a utilizar determinada estratégia de aprendizagem, não configurando-se em uma estratégia.

(4) Sugiro que em atividades similares a esta inclua a chave de resposta dos instrumentos, pois elas trazem a informação da frequência e/ou intensidade que o aluno indicará sobre a situação apresentada no item. Essa informação auxiliaria na classificação da taxonomia.

(5) Cada instrumento apresenta um recorte de uma realidade escolar/acadêmica direcionada à tipos específicos de alunos e de contextos distintos de aprendizagem. Isso dificulta a classificação dos itens na taxonomia proposta, uma vez que mistura itens construídos para realidades educacionais diferentes. Em uma atividade similar, sugiro separar os itens pelo segmento da educação (básica ou superior) e os ambientes de aprendizagem (presencial, à distância, dentre outros).

Pesquisadora 2

1) A categoria aplicação prática me pareceu bastante abrangente.

2) Em todos os itens em que respondi "em dúvida" foi porque não me senti contemplada com nenhuma das categorias. Isso porque, em minha opinião, faltaram categorias relativas às estratégias de aprendizagem. Por exemplo "Criar perguntas sobre o assunto que está estudando e tentar respondê-las." ou "Você costuma grifar as partes importantes do texto para aprender melhor?" não se enquadram nas categorias que você criou, são tipos de estratégias de aprendizagem. Assim, como em vários outros itens. Eu sugeriria a criação das categorias de estratégias cognitivas e metacognitivas. Outro motivo para isso é que existe a categoria "ausência de estratégia", mas não a de estratégias efetivamente.

3) As categorias organização e planejamento ficam bastante parecidas em certos itens. Talvez pudesse especificar melhor.

4) O item 32 da EAVAP-EF, sobre escutar música, apesar de já ter sido considerado como prejudicial à aprendizagem, hoje já existe uma discussão sobre este ser um estilo próprio do aluno que pode, inclusive, facilitar a apreensão do conteúdo estudado. Sei que esse não é o

seu foco, mas achei importante trazer a questão. (como identificar se é estratégia ou desmotivação)

5) No item 35 da EAVAP-EF também fiquei na dúvida sobre comer enquanto estuda em relação às categorias criadas... pois poderia estar relacionado tanto ao controle das emoções, quanto a ausência de estratégias/desmotivação.

Considerando as observações das pesquisadoras, iniciou-se pelo ajuste no conceito da categoria ‘repetição mental’. A reflexão ao qual o conceito se refere trata da análise ao material a ser aprendido, no qual o aluno busca aprendê-lo como está, sem relacioná-lo com outros materiais ou realizar uma análise mais profunda de seu significado. Assim, considerando a sugestão e observação da pesquisadora 1, e por tratar-se de uma estratégia superficial o conceito passou a ter o seguinte texto (com aprovação da pesquisadora 1):

- repetição mental – Repetir para si mesmo um material a ser aprendido. É tentar aprender o material sem refletir profundamente sobre seu significado ou sua relação com outros materiais. Possui mais ênfase em desempenho que no domínio do assunto estudado.

Com relação a categoria “ausência de estratégia/desmotivação” de fato são conceitos distintos. Nesse caso, o que se queria era usar apenas uma classificação que agrupasse elementos que tem uma relação não positiva com o aprendizado, isso porque uma descrição aprofundada deles não contribui para os objetivos desta pesquisa, cujo foco é a classificação dos itens que podem ser utilizados em um sistema de recomendação de estratégias de aprendizagem. Assim, abaixo tem-se uma nova versão do conceito (a pesquisadora 1 também concordou com adequação realizada).

- Ausência de estratégia ou desmotivação – realizar ações que dificultem ou impeçam a aprendizagem, ou não usar estratégias de aprendizagem, seja voluntariamente ou por desconhecê-las, ou estar desmotivado. As ações realizadas podem ser voluntárias, como assistir TV ao mesmo tempo em que estuda ou involuntárias, como se distrair quando o docente está explicando o assunto a ser aprendido.

Com relação à inclusão das chaves de respostas, a pesquisadora 1 afirma que auxiliam na classificação da taxonomia. Dessa forma, as opções de respostas de cada escala foram enviadas. Após recebê-las, a pesquisadora 1 confirmou que manteve a sua avaliação.

Com relação aos fatos de as escalas serem de realidades acadêmicas diferentes, foram acrescentadas essas informações com base no público-alvo informado para cada escala e nas

sugestões da pesquisadora 1, que informou que a elaboração dos itens irá depender do nível de compreensão do público-alvo e da realidade de cada nível de ensino. Essa informação também foi utilizada para realizar ajustes mínimos para adaptar os itens no contexto de disciplinas que envolvam a aprendizagem de programação de computadores como foco principal.

Com relação ao fato de a categoria ‘aplicação prática’ parecer abrangente para a pesquisadora 2, verificou-se que ao fazer a classificação dos itens das escalas, poucos foram atribuídos a essa classe. Permanecendo coerentes com os fatores originais das escalas.

Com relação às categorias relativas às estratégias de aprendizagem, ficou esclarecido que eram as propostas na taxonomia, tais como ‘repetição mental’, ‘organização e elaboração’ para estratégias cognitivas. Já as estratégias metacognitivas foram subdivididas em: controle da emoção, motivação autônoma, motivação controlada, monitoramento da compreensão/aprendizagem, planejamento.

A pesquisadora 2 considerou a classe ‘organização e elaboração’ semelhante à classe ‘planejamento’. Foi explicado à pesquisadora que a organização e elaboração trata-se da organização das ideias por meio de uma reflexão, sendo uma estratégia cognitiva. Já o planejamento é uma ação que ocorre antes de aluno estudar (estratégia metacognitiva). Basicamente a organização ocorre no momento do estudo, e o planejamento antes. Assim, utilizou-se essa observação para melhorar os conceitos e deixá-los mais distinguíveis.

Sobre as ações, como escutar música ou comer enquanto estuda, que já foram consideradas apenas como prejudiciais aos estudos, segundo a pesquisadora 2, podem ser considerados como um estilo próprio a depender do aluno. Assim tais itens foram desconsiderados nesta pesquisa.

Levando em consideração todas as contribuições das pesquisadoras especialistas, foi possível chegar a uma versão final para a taxonomia de estratégias de aprendizagem nesta pesquisa. Ela é apresentada a seguir.

7.2 VERSÃO FINAL DA TAXONOMIA

A seguir, a taxonomia proposta apresenta os tipos de estratégias e os conceitos de cada um.

- 1) Estratégias primárias – cognitiva e comportamental
 - a) Estratégias cognitivas:
 - i) **repetição mental** – Repetir para si mesmo um material a ser aprendido. É tentar aprender o material sem refletir profundamente sobre seu significado ou sua relação

com outros materiais. Possui mais ênfase em desempenho que no domínio do assunto estudado.

- ii) **organização e elaboração** – busca encontrar elementos chaves e a criação de uma estrutura mental relacionando os elementos a serem aprendidos entre si e a conexão com conhecimentos existentes. Pode ocorrer a necessidade de se criar material de apoio (mapas mentais, resumos, esquemas, entre outros). Exige uma reflexão sobre o material a ser aprendido. É uma ação que ocorre no momento do estudo.

b) Estratégias comportamentais:

- i) **busca de ajuda interpessoal** (autorregulação social) – busca proativa de ajuda com outras pessoas. É necessária a participação ativa do aluno. O ato de apenas ler as respostas em fóruns, por exemplo, não é considerada uma estratégia dessa classe.
- ii) **busca de ajuda em material didático ou complementar** – busca de ajuda em materiais prontos como, livros, apostilas, sites, vídeo, áudios, etc.
- iii) **aplicação prática** – busca a melhoria da aprendizagem por meio da aplicação do conhecimento em alguma atividade prática.

2) Estratégias autorregulatórias – metacognitivas

- i) **controle da emoção** – busca controlar emoções, como a ansiedade e o nervosismo, para evitar sua influência negativa sobre a aprendizagem, como por exemplo, problemas de concentração.
- ii) **controle da motivação: motivação autônoma** – busca manter a motivação e atenção por meio de iniciativa própria (autojulgamento). Relacionado à motivação intrínseca.
- iii) **controle da motivação: motivação controlada** – busca manter a motivação e atenção por meio por associação a regulação externa (prazos, recompensas) ou interna (medo de demonstrar incompetência, evitação de sentimentos desagradáveis, julgamento por terceiros). Relacionada à motivação extrínseca.
- iv) **monitoramento da compreensão/aprendizagem** – busca refletir se está de fato aprendendo ou não. Avalia se é necessária uma mudança de comportamento para melhorar o aprendizado.
- v) **planejamento** – busca melhorar a aprendizagem por meio da organização do ambiente de estudo, do material a ser utilizado, ou da administração do tempo para

a realização das atividades. É uma ação que ocorre antes de aluno estudar.

3) Ausência de utilização de estratégia – Desmotivação

- i) **ausência de estratégia/desmotivação** – realizar ações que dificultem ou impeçam a aprendizagem, ou não usar estratégias de aprendizagem, seja voluntariamente ou por desconhecê-las, ou estar desmotivado. As ações realizadas podem ser voluntárias, como assistir TV ao mesmo tempo em estuda ou involuntárias, como se distrair quando o docente está explicando o assunto a ser aprendido.

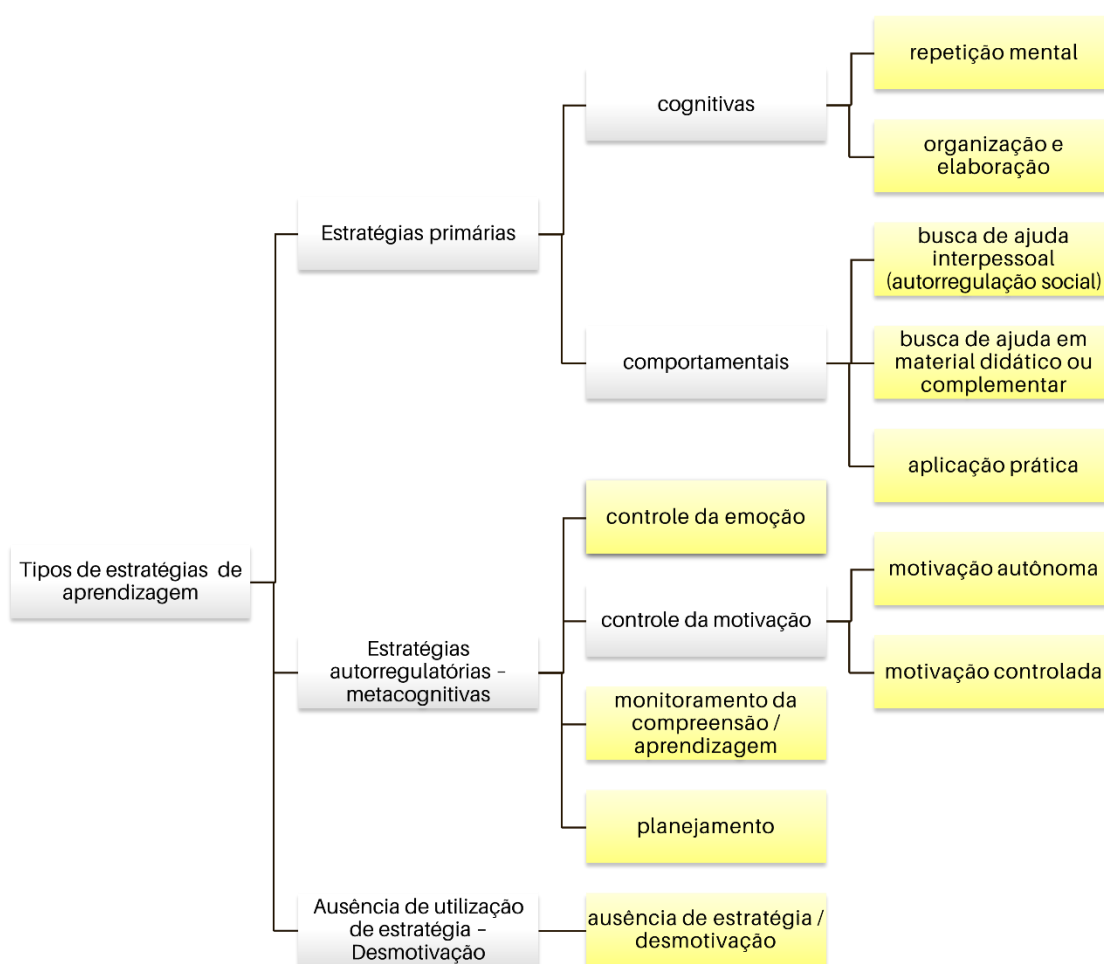


Figura 21 – Taxonomia das estratégias de aprendizagem.

Fonte: De autoria própria.

7.3 RELAÇÃO ENTRE AS METAS DE REALIZAÇÃO E AS ESTRATÉGIAS DE APRENDIZAGEM

Uma vez que a motivação para aprender do aluno seja identificada, o próximo passo

foi fazer a aplicação prática dessa informação. Nesta pesquisa, pensou-se em colaborar como aluno no sentido de lhe apresentar as estratégias de aprendizagem correlacionadas com sua meta de realização. Dessa forma, outra contribuição desta tese é apresentar um conjunto de estratégias de aprendizagem relacionadas a cada uma das metas de realização do EMAPRE-U (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013).

O Quadro 16 apresenta o conjunto de evidências que relacionam as metas de realização aos tipos de estratégias de aprendizagem. Essa relação implica que certas estratégias combinam melhor com determinadas orientações de metas, assim, foram elencados trabalhos da literatura que apresentaram evidências de relação entre as metas de realização e as estratégias de aprendizagem. Como nesta pesquisa foram utilizadas as orientações de metas do EMAPRE-U, as estratégias foram organizadas de acordo com tais metas.

Quadro 16 – Metas x Estratégias.

Metas do EMAPRE-U	Tipos de Estratégias de Aprendizagem
Aprender	Motivação Autônoma (inclui a Motivação Intrínseca (MOI)) (BELUCE; OLIVEIRA, 2016) MOI → Aprendizagem com Colegas (AC) (COSTA; SILVA; ABBAS, 2017) MOI → Tempo e Ambiente de Estudo (TAE) (COSTA; SILVA; ABBAS, 2017) MOI → Estratégias cognitivas (PERASSINOTO; BORUCHOVITCH; BZUNECK, 2013) MOI → Estratégias cognitivas e metacognitivas (CUNHA et al., 2012) meta Aprender → {repetição mental, elaboração e organização, metacognitivas} (KADIOĞLU; KONDAKCI, 2014) mastery → deep strategy (organização e elaboração) (DISETH, 2011) mastery → deep strategy (organização e elaboração) (KOOPMAN; BAKX; BEIJAARD, 2014) mastery → surface strategy (KOOPMAN; BAKX; BEIJAARD, 2014) mastery → self-direction metacognitive (motivação interna / autônoma) (KOOPMAN; BAKX; BEIJAARD, 2014) Mastery approach → memory strategies (repetição mental) (SHYR et al., 2017) Mastery approach → Cognitive (elaboração e organização) (SHYR et al., 2017) Mastery approach → Metacognitive (Metacognitivo) (SHYR et al., 2017) Mastery approach → Affective (controle da emoção) (SHYR et al., 2017) Mastery approach → Social (busca de ajuda interpessoal) (SHYR et al., 2017)
Performance-Aproximação	Motivação controlada (pressão externa) (BELUCE; OLIVEIRA, 2016) MOE → TAE = Motivação Extrínseca (MOE) e Tempo e Ambiente de Estudo (TAE); (COSTA; SILVA; ABBAS, 2017) meta performance aproximação → {repetição mental, elaboração e organização, metacognitivas} (KADIOĞLU; KONDAKCI, 2014) Performance-approach → deep strategy (organização e elaboração) (DISETH, 2011) Performance approach → memory strategies (repetição mental) (SHYR et al., 2017) Performance approach → Cognitive (elaboração e organização) (SHYR et al., 2017) Performance approach → Metacognitive (Metacognitivo) (SHYR et al., 2017) Performance approach → Affective (controle da emoção) (SHYR et al., 2017) Performance approach → Social (busca de ajuda interpessoal) (SHYR et al., 2017)

Performance-Evitção	Motivação controlada (pressão interna) (BELUCE; OLIVEIRA, 2016) Performance avoidance → Metacognitive (Metacognitivo) (SHYR et al., 2017) Performance avoidance → Social (busca de ajuda interpessoal) (SHYR et al., 2017)
---------------------	--

De acordo com o Quadro 16, percebe-se que a meta Aprender está correlacionada com todos os tipos de estratégias. A meta Performance-aproximação também se correlaciona bem com todas as estratégias. Já a meta Performance-evitção correlaciona-se com a motivação controlada (pressão interna) (BELUCE; OLIVEIRA, 2016), estratégias metacognitivas e busca de ajuda interpessoal (SHYR et al., 2017). Em geral, os trabalhos não relatam correlação entre as demais estratégias de aprendizagem e a meta performance evitção.

Seguindo as evidências levantadas, obteve-se a relação entre a taxonomia proposta, apresentada na Figura 21, e as metas de realização da escala EMAPRE-U. Essa relação é apresentada no Quadro 17, onde o Sim indica que algum estudo apontado no Quadro 16 indica relação positiva entre a meta e o tipo de estratégia apresentado na taxonomia, enquanto o Não indica que nenhum dos estudos avaliados apresentou qualquer relação.

Quadro 17 – Correlação entre Taxonomia x Metas de realização (EMAPRE-U).

Taxonomia	Meta Aprender	Meta Performance-aproximação	Meta Performance-evitção
repetição mental	Sim	Sim	Não
organização e elaboração	Sim	Sim	Não
busca de ajuda interpessoal	Sim	Sim	Sim
busca de ajuda em material didático ou complementar	Sim	Sim	Não
aplicação prática	Sim	Sim	Não
controle da emoção	Sim	Sim	Não
motivação autônoma	Sim	Sim	Sim
motivação controlada	Sim	Sim	Sim
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Sim	Sim	Sim
planejamento	Sim	Sim	Sim

Conforme mencionado na seção 7.1.2, as pesquisadoras especialistas realizaram a classificação dos itens das escalas de estratégias de aprendizagem. A partir dessa classificação, das informações contidas nas escalas sobre os fatores e de decisões de pesquisa, alguns itens foram descartados. Do total de 110 itens analisados, 40 foram descartados no processo. O Quadro 18 apresenta o motivo e número de itens desconsiderados.

Quadro 18 – Itens descartados.

Motivo do descarte	Número de itens descartados
---------------------------	------------------------------------

Descrito na escala como: Ausência de utilização de estratégia	8
Descrito na escala como: Desmotivação	4
Descrito na escala como: Estratégias de ensino. Ou seja, não era estratégias de aprendizagem	9
Sugere controle da emoção.	6
Item que não é possível converter em recomendação de EA	7
Ideia de percepção ou esforço apenas.	6

A Quadro 19 apresenta a relação final de estratégias de aprendizagem utilizadas que compõe a base de estratégias do sistema de recomendação de estratégias de aprendizagem. Elas foram classificadas de acordo com a taxonomia proposta.

Quadro 19 – Estratégias de aprendizagem utilizadas para recomendação.

Taxonomia	Estratégias (adaptadas a cursos de programação)
repetição mental	Repetir as informações oralmente na medida em que vai lendo um texto/material/programa.
repetição mental	Aprender conteúdos ao mentalizá-los repetidamente até perceber que você entendeu.
repetição mental	Repetir mentalmente os conteúdos do curso que gostaria de aprender.
repetição mental	Ler o conteúdo(material/programas/algoritmos) do curso várias vezes como método para aprender.
organização e elaboração	Anotar na íntegra as explicações do professor/tutor.
organização e elaboração	Resumir os textos/materiais/programas indicados para estudo.
organização e elaboração	Fazer anotações no texto, em folha à parte ou no programa.
organização e elaboração	Escrever com suas palavras o que entendeu do texto/material/programa.
organização e elaboração	Elaborar perguntas e respostas (ou programas de exemplo) sobre o assunto estudado.
organização e elaboração	Selecionar as ideias principais do texto/material.
organização e elaboração	Rever as anotações/programas feitos em aula.
organização e elaboração	Tentar refazer questões que errou em uma prova.
organização e elaboração	Fazer algum esquema no papel (esboço, gráfico ou desenho) para melhor entender as relações entre eles.
organização e elaboração	Rerler a matéria/assunto/programa para entendê-la melhor.
organização e elaboração	Criar perguntas sobre o assunto que está estudando e tentar respondê-las (ou programas de exemplo).
organização e elaboração	Revisar os conteúdos/programas relativos aos exercícios em que cometeu erros.
organização e elaboração	Fazer anotações sobre o conteúdo do curso.
organização e elaboração	Fazer resumos do conteúdo do curso.
organização e elaboração	Fazer esquemas/algoritmos do conteúdo do curso como método para aprender.
organização e elaboração	Refletir sobre as implicações que os conteúdos/algoritmos aprendidos poderiam ter.

organização e elaboração	Buscar desenvolver uma ideia global sobre como os conteúdos do curso se relacionam entre si.
organização e elaboração	Associar os conteúdos do curso aos seus conhecimentos anteriores.
organização e elaboração	Diferenciar, ao analisar os conteúdos do curso, os aspectos mais importantes dos menos importantes.
organização e elaboração	Ao ler um texto/material, procurar escrever com suas palavras o que entendeu da leitura, para poder estudar depois.
organização e elaboração	Resumir os textos/assuntos a serem estudados ou que o professor pede para estudar.
organização e elaboração	Fazer um esquema usando as ideias principais do texto/assunto.
organização e elaboração	Criar perguntas e respostas (ou programas de exemplo) sobre o assunto que está estudando.
organização e elaboração	Grifar(sublinhar) as partes importantes do texto/material para aprender melhor.
busca de ajuda interpessoal	Pedir auxílio ao professor/tutor sobre as dúvidas na matéria/exercícios/programas.
busca de ajuda interpessoal	Pedir ajuda aos colegas em caso de dúvidas.
busca de ajuda interpessoal	Estudar em grupo.
busca de ajuda interpessoal	Discutir a matéria com os colegas para ver se entendeu.
busca de ajuda interpessoal	Pedir para alguém repassar a você o conteúdo da matéria/assunto.
busca de ajuda interpessoal	Buscar auxílio do tutor para esclarecer suas dúvidas sobre conteúdos/exercícios.
busca de ajuda interpessoal	Buscar auxílio de colegas nos fóruns/grupos para esclarecer suas dúvidas.
busca de ajuda interpessoal	Trocar mensagens com os colegas para esclarecer dúvidas sobre o conteúdo/exercícios do curso.
busca de ajuda interpessoal	Pedir ajuda ao colega ou a alguém conhecido, quando não entender alguma disciplina/assunto.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Ler os textos/materiais/programas indicados pelo professor/tutor.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Ler textos/materiais complementares, além dos indicados pelo professor/tutor.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Procurar no dicionário (ou Internet) o significado de conceitos/palavras desconhecidas.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Recorrer a outros textos/materiais/sites e livros sobre o assunto.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Buscar solucionar suas dúvidas ao consultar as apostilas/materiais do curso.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Buscar compreender melhor os conteúdos ao estudá-los nas apostilas/materiais do curso.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Buscar outras fontes de pesquisa, além da internet, relacionadas ao curso, para ajudar a aprender.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Buscar sites relacionados ao conteúdo do curso para ajudar a aprender.
busca de ajuda em material didático ou complementar	Ler outros textos/materiais/sites e livros sobre o assunto a ser estudado ou que o professor já explicou em aula.
aplicação prática	Tentar entender o conteúdo ao aplicá-lo na prática, ao invés de dedicar tempo lendo ou pedindo ajuda a alguém.
aplicação prática	Identificar situações diárias em que você possa aplicar os conteúdos do curso.
motivação autônoma	Conseguir ir até o final de uma tarefa mesmo quando ela é difícil ou tediosa.

motivação autônoma	Interagir com colegas e professores e fazer uso dos conteúdos/materiais disponibilizados no ambiente do curso.
motivação controlada	Participar dos debates e discussões propostos no fórum/ambiente de discussão.
motivação controlada	Comentar durante os chats (bate-papo) e fóruns de discussão.
motivação controlada	Realizar as atividades de leitura dos textos/materiais/programas indicados.
motivação controlada	Realizar comentários nos encontros realizados virtualmente.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Identificar suas dificuldades para aprender determinados tópicos ou assuntos.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Identificar o quanto você está ou não aprendendo.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Verificar seus erros após receber uma nota de prova.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Revisar a matéria/assunto/programas para verificar o quanto você domina o conteúdo.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Esforçar-se para verificar sua compreensão sobre o que estava sendo ensinado.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Ao perceber que não entendeu o que leu, parar e ler novamente.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Perceber quando não entende o que está lendo (monitorar o seu aprendizado).
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Quando você estudar, perceber se não está conseguindo aprender.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Ao estudar, tentar perceber o quanto está aprendendo.
monitoramento da compreensão / aprendizagem	Perceber que encontrou dificuldade para elaborar comentários sobre os temas discutidos nos fóruns ou chats.
planejamento	Anotar na sua agenda (ou lista de tarefas) as coisas que tem para fazer.
planejamento	Colar lembretes para recordar do que precisa fazer.
planejamento	Administrar seu tempo de estudo.
planejamento	Organizar seu ambiente de estudo.
planejamento	Planejar suas atividades de estudo.
planejamento	Separar todo o material necessário para a tarefa que irá realizar.

8 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Esta seção descreve os experimentos e resultados decorrentes da aplicação do modelo no ambiente desenvolvido pelo IComp, na UFAM, o juiz online para aulas de programação chamado CodeBench⁵.

8.1 EXPERIMENTOS

Foram realizados dois experimentos, uma para a classificação de metas e outro para a recomendação de estratégias de aprendizagem. Os participantes destes experimentos foram os alunos da disciplina Introdução a Programação de Computadores (IPC/ICC). Foram coletados dados nos semestres 2019/02 e 2020/ERE (Regime Especial).

8.1.1 Dataset

O CodeBench possui uma base de dados fornecida livremente no qual ficam registrados os logs dos alunos. Dessa forma, para realizar a análise de seus dados basta realizar o download em <http://codebench.icomp.ufam.edu.br/dataset/>. Estão disponíveis dados de 2016 a 2021, com um total de 82 turmas, 3858 alunos, com 11352 exercícios respondidos e 1285 exames realizados. A organização do *dataset* é feito por pastas e arquivos, das quais as principais para este trabalho são descritas a seguir.

Os dados começam organizados pela pasta raiz chamada *dataset*. Dentro do *dataset* existe um conjunto de pastas que representa os semestres, no formato “ano-semester”. Dentro de cada pasta do semestre estão as pastas que representam as turmas ou classes, o nome de uma pasta classe é um número que indica o id da classe. Cada pasta de classe possui duas subpastas: “assessments” e “users”.

Dentro da pasta *assessments* cada arquivo representa uma lista de exercícios de uma tarefa ou de um exame (prova prática). A diferença é que nos exames os exercícios que os alunos devem responder são aleatórios, os ids de todos os exercícios de um mesmo bloco aleatório de exercícios são armazenados. É nessa pasta que são coletados os dados para representar os vértices do modelo. A lista de exercícios é a seção ao qual os vértices pertencem.

Dentro da pasta *users* ficam várias pastas, cada uma representando um aluno, assim, o nome da pasta é id do aluno. Dentro da pasta do aluno está a pasta chamada “codemirror” que contém todos os eventos disparados para cada exercício. É nessa pasta que pode-se extrair os

⁵ <https://codebench.icomp.ufam.edu.br/>

dados de acesso para compor as arestas do modelo. Ainda dentro da pasta do aluno, tem-se a pasta “grades” que armazena as notas de cada lista e a nota final do curso, esta última fica em “final_grade.data”.

8.1.2 Recomendação de estratégias de aprendizagem

O SisREA (Sistema de Recomendação de Estratégias de Aprendizagem) foi a ferramenta criada a partir do modelo de TA. Para compor o SisREA foi selecionado o instrumento chamado EMAPRE-U (SANTOS; ALCARÁ; ZENORINI, 2013; ZENORINI; SANTOS, 2010), para identificar a motivação de aprendizagem de cada participante e utilizar essa informação para classificar a sua TA.

O SisREA foi aplicado junto a um sistema de aprendizagem, no formato de juiz online (CODEBENCH, 2020), no qual os estudantes voluntários, de cursos superiores de diversas áreas, aprendem conceitos de programação, nos semestres 2019/2 (152 estudantes) e 2020/1 (152 estudantes), ao todo 304 estudantes. Ao utilizar o ambiente de aprendizagem, as ações dos estudantes são armazenadas nos *logs*, de onde são extraídas as informações para a composição das TAs, as principais informações são o acesso ao material didático e às listas de tarefas (exercícios de programação), que são respondidas no próprio ambiente.

Integrado ao ambiente, os estudantes responderam ao EMAPRE-U. As respostas foram armazenadas no banco de dados do sistema de aprendizagem. O módulo de classificação do SisREA acessa as respostas e calcula a orientação de meta do estudante e armazena a resposta no SisREA. Prevalece a meta que tiver maior índice.

Com os estudantes já classificados, o docente pode acessar o SisREA para fazer as recomendações de EAs. Para isso ele, primeiro seleciona a turma, e pressiona o botão ‘Recomendar’. Em seguida, escolhe, a seu critério, a estratégia para cada estudante, a partir da lista pré-estabelecida que contém apenas as estratégias relacionadas à motivação do estudante, e clica em ‘Enviar Recomendação’, conforme a Figura 18.

Recomendar Estratégias
Turma: Turma MMR
ICC001 - Introdução à Computação - Ciência da Computação

Aluno	ID Triha	Motivacao	Nível de Aprender	Nível de Aproximação	Nível de Evitação	Estratégias
Aluno 01	599	meta aprender	87,98	5,29	6,73	Ler textos complementares, além dos indicados pelo professor. ▾

Enviar Recomendação

Figura 22 – Enviando recomendação para uma turma.
Fonte: De autoria própria.

O estudante recebe a recomendação em seu e-mail, na qual aparecem a EA e uma classificação na escala de Likert, em formato cinco estrelas, conforme a Figura 19. As avaliações dos estudantes ficam então armazenadas e podem ser utilizadas para identificar as melhores recomendações.

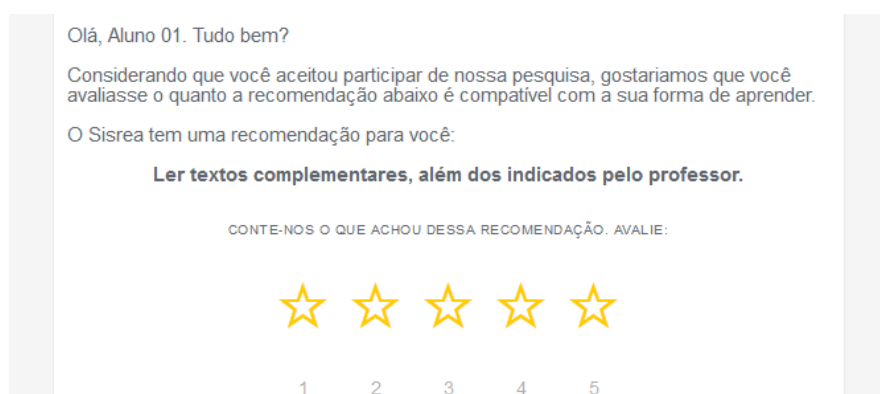


Figura 23 – E-mail recebido pelo estudante.
Fonte: De autoria própria.

8.2 RESULTADO DOS EXPERIMENTOS

8.2.1 Experimento com recomendação de estratégias de aprendizagem

Os estudantes participantes eram dos cursos superiores de Ciência da Computação, Engenharia Civil, Engenharia da Computação, Engenharia dos Materiais, Engenharia de Petróleo e Gás, Engenharia de Software, Engenharia Elétrica, Engenharia Química, Estatística, Física, Geologia, Matemática, Matemática Aplicada e Sistemas de Informação. Todos os cursos da Universidade Federal do Amazonas.

Apesar da quantidade de estudantes que aceitaram participar da pesquisa, ao responderem o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, a participação efetiva foi menor. Como a participação na pesquisa foi voluntária, nem todos os alunos que concordaram em participar da pesquisa responderam às recomendações de estratégias de aprendizagem.

Ao todo, 41 alunos avaliaram a recomendações recebidas. Desse total 20 são do sexo masculino, 21 do feminino e a média de idade dos participantes foi de 24,7 anos.

Entre os participantes, 39 eram da disciplina Introdução à Programação de Computadores, 1 participante da disciplina Algoritmos e Estruturas de Dados I (Sistemas de Informação) e 1 participante de Laboratório de Programação A (Engenharia de Software).

Os participantes estavam divididos em 5 turmas, 2 turmas no segundo semestre de 2019 e 3 turmas no segundo semestre de 2020. Vale ressaltar que as turmas de 2020 ocorreram no período de quarentena da pandemia do COVID-19. Os alunos foram agrupados em turmas conforme o turno, assim, havia uma turma no período da manhã, uma a tarde e outra à noite, sendo as aulas totalmente remotas.

Foram obtidas 60 avaliações de recomendação, que classificaram ao todo 22 estratégias de aprendizagem das 70 fornecidas no SisREA. A média geral das recomendações foi de 4,3 em uma escala de Likert de 5 pontos.

O Quadro 20 apresenta as estratégias avaliadas, com suas respectivas médias e número de avaliações. Nela observa-se que algumas estratégias obtiveram nota máxima. No geral, as médias são iguais a 4 ou superior. Mas também algumas poucas notas não são tão positivas com o caso da estratégia “Identificar o quanto você está ou não aprendendo” que obteve média 3. É possível que o fato de o estudante não compreender exatamente como executar a estratégia o leve a ter dificuldade em ter afinidade com a estratégia. Ao verificar as notas individuais, o estudante cuja meta é aprender deu a nota 5, e o estudante cuja meta foi classificada como Performance-evitação deu a nota 1. Assim, é possível que a orientação de meta do estudante tenha relação com a forma como ele aborda as estratégias.

Quadro 20 – Avaliação das recomendações de estratégias de aprendizagem.

Estratégia de aprendizagem	Média	Número de avaliações
Administrar seu tempo de estudo.	5,0	1
Anotar na íntegra as explicações do professor/tutor.	4,5	4
Anotar na sua agenda (ou lista de tarefas) as coisas que têm para fazer.	4,0	2
Colar lembretes para recordar do que precisa fazer.	3,7	3
Discutir a matéria com os colegas para ver se entendeu.	5,0	1
Elaborar perguntas e respostas (ou programas de exemplo) sobre o assunto estudado.	4,8	4
Escrever com suas palavras o que entendeu do texto/material/programa.	4,0	4
Fazer algum esquema no papel (esboço, gráfico ou desenho) para melhor entender as relações entre eles.	3,3	3
Fazer anotações no texto, em folha à parte ou no programa.	5,0	1
Identificar o quanto você está ou não aprendendo.	3,0	2
Identificar suas dificuldades para aprender determinados tópicos ou assuntos.	4,0	4

Ler os textos/materiais/programas indicados pelo professor/tutor.	4,7	3
Ler textos/materiais complementares, além dos indicados pelo professor/tutor.	5,0	1
Organizar seu ambiente de estudo.	5,0	1
Pedir auxílio ao professor/tutor sobre as dúvidas na matéria/exercícios/programas.	4,0	2
Procurar no dicionário (ou Internet) o significado de conceitos/palavras desconhecidas.	5,0	2
Repetir as informações oralmente na medida em que vai lendo um texto/material/programa.	4,0	3
Resumir os textos/materiais/programas indicados para estudo.	4,3	6
Rever as anotações/programas feitos em aula.	5,0	1
Selecionar as ideias principais do texto/material.	3,8	5
Tentar refazer questões que errou em uma prova.	4,0	1
Verificar seus erros após receber uma nota de prova.	4,8	6
Total Geral	4,3	60

No Quadro 21 as avaliações foram agrupadas por tipo de estratégia. As estratégias de aprendizagem podem ser classificadas basicamente em estratégias cognitivas e metacognitivas. Dentre esses dois grandes grupos existem classificações mais específicas. No caso desta pesquisa, os tipos de estratégias das estratégias que foram avaliadas estão no Quadro 21. Observa-se que as estratégias do tipo “Busca de Ajuda em Material Didático ou Complementar” foram as que obtiveram as melhores avaliações, este tipo de estratégias pode ser definido como estratégia cognitiva comportamental, ou seja, busca de ajuda em materiais prontos como, livros, apostilas, sites, vídeo, áudios, etc. E o tipo de estratégia com a menor média é a “Repetição mental”, que pode ser definida como: repetir para si mesmo um material a ser aprendido. É tentar aprender o material sem refletir profundamente sobre seu significado ou sua relação com outros materiais. Em geral, esse foco está mais atrelado a meta Performance-aproximação, que busca o desempenho como fator principal, mas não deixa de ser uma opção de estratégia para as demais orientações de meta.

Quadro 21 – Avaliação das estratégias de aprendizagem por tipo

Tipo da estratégia	Média	Número de avaliações
Busca de Ajuda em Material Didático ou Complementar	4,8	6
Busca de ajuda interpessoal	4,3	3
Monitoramento da compreensão / aprendizagem	4,3	12
Organização e Elaboração	4,2	29
Planejamento	4,1	7
Repetição mental	4,0	3
Geral	4,3	60

O Quadro 22 apresenta as classificações organizadas por tipo meta/motivação

identificada nos estudantes. A melhor média foi para meta Performance-aproximação, porém esta obteve apenas duas avaliações, feitas pelo mesmo estudante. A meta Aprender, com maior número de avaliações, também manteve uma boa avaliação.

Quadro 22 – Avaliação das estratégias de aprendizagem por motivação.

Motivação	Média	Número de avaliações
meta Aprender	4,3	51
meta Performance-aproximação	4,5	2
meta Performance-evitação	4,0	7
Geral	4,3	60

O número de avaliações para a meta Aprender é maior porque o número de alunos dessa meta também é maior, conforme Quadro 23, resultando em mais avaliações. Com este resultado, as médias das avaliações mostram que as estratégias de aprendizagem recomendadas, em sua maioria, foram adequadas aos estudantes.

Quadro 23 – Número de alunos por orientação de meta.

Orientação de meta	Número de alunos
meta Aprender	34
meta Performance-aproximação	1
meta Performance-evitação	6
Total Geral	41

8.2.2 Experimento com classificação

Para este experimento, os dados analisados são de alunos das turmas de Introdução a Programação de Computadores (IPC), do período 2020/ERE (Regime Especial). Em decorrência da Pandemia, as aulas foram totalmente remotas, e como eram turmas de regime especial, a participação dos alunos era optativa.

Quadro 24 – Turmas de IPC do período 2020/ERE

Turma	Horário de Aula	Dias da semana
Manhã	08h – 10h	Segunda e quartas-feiras
Tarde	14h – 16h	Segunda e quartas-feiras
Noite	18h – 20h	Segunda e quartas-feiras

Como pode ser visto no Quadro 24, os alunos foram divididos em três turmas, a saber: Manhã, Tarde e Noite. Todas as turmas possuíam o mesmo docente e continham o mesmo conjunto de recursos e atividades. As aulas, que eram sempre às segundas e quartas-feiras, iniciaram em 09 de setembro de 2020 e encerram em 16 de dezembro de 2020, com a Prova Final. Também ficou a critério dos alunos em qual das turmas participar.

Para realizar a classificação, foi utilizada a ferramenta Jupyter e Python. Nos experimentos iniciais a acurácia era muito alta devido a base estar desbalanceada, uma vez que os algoritmos tendiam a classificar os estudantes como da base predominante. Na base original, havia 140 estudantes da meta Aprender, 7 da meta Performance-aproximação e 21 da meta Performance-evitação (n=168). Assim os classificadores rotulavam os dados de testes como da meta Aprender.

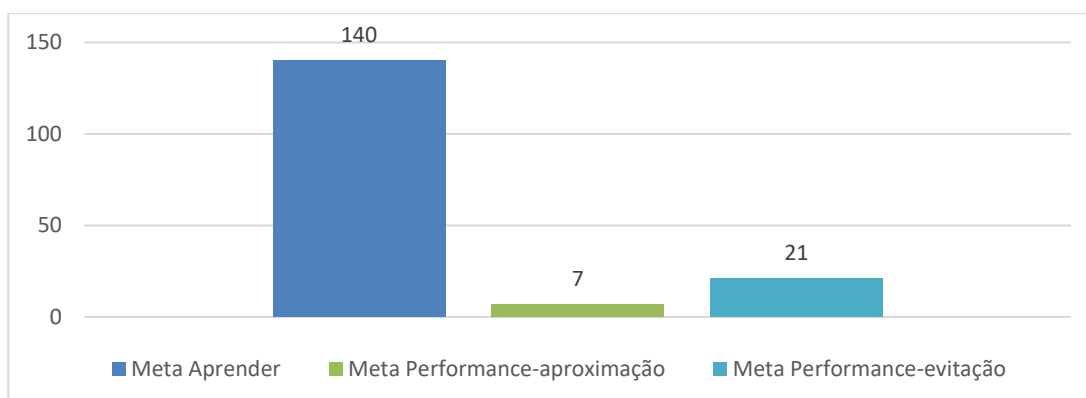


Figura 24 – Quantidade de estudantes por motivação.
Fonte: De autoria própria.

Para contornar este problema, foi aplicado um método de *oversampling*, chamado SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) que gera dados sintéticos da classe minoritária de forma a equilibrar a quantidade de amostras entre as classes.

A amostragem foi feita pela divisão de dados de treino e de teste na proporção 75% para 25%, respectivamente, da base de dados, de forma estratificada e com a opção *random_state* ativada, para manter a reprodutibilidade dos experimentos, independentemente da quantidade de execuções. Com essas configurações, os classificadores de árvores mostraram melhores resultados. Foram aplicados os seguintes algoritmos classificadores:

Quadro 25 – Classificadores utilizados.

Algoritmos	Classe Python
Regressão Logística	LogisticRegression
SVM	SVC
SVM	LinearSVC
Árvore de decisão	DecisionTreeClassifier
Naive Bayes	GaussianNB
KNN	KNeighborsClassifier
Neural network (Multi-layer Perceptron)	MLPClassifier
Random Forest	RandomForestClassifier
AdaBoost	AdaBoostClassifier

Ao fim da pesquisa, os dados coletados foram analisados em intervalos de dados distintos. O objetivo dessa forma de análise foi verificar a partir de quanto tempo os algoritmos apresentariam melhores resultados e/ou se haveria uma crescente na melhora nos resultados com o passar do tempo. Para o estabelecimento dos intervalos de dados, levou-se em consideração o planejamento de ensino da disciplina, esta foi apresentada aos alunos e já era do cotidiano do docente.

Embora o primeiro dia de aula tenha sido oficialmente o dia 09 de setembro, pois 7 de setembro, uma segunda-feira, foi feriado nacional, os recursos e atividades do CodeBench já estavam disponíveis desde o dia 03 de setembro, portanto este foi o valor de referência para o início da coleta de dados. As datas de fim de coleta que compõe os intervalos de dados foram selecionadas a partir do prazo final de entrega das atividades, que são divididas por assunto, conforme plano de ensino da disciplina. Exceto pelas duas primeiras datas de fim de coleta (16/09 e 30/09), isso porque também seria verificado se com dados iniciais dos alunos seria possível realizar uma classificação satisfatória ($f-1 \geq 0.8$).

Quadro 26 – Intervalos de dados para o experimento de classificação.

Data	Motivo	Intervalo de dados
03/09	Disponibilização da primeira atividade (Primeiros passos com Python)	-
16/09	Intervalo de 2 semanas após o dia 03/09	03/09 – 16/09
30/09	Intervalo de 4 semanas após o dia 03/09	03/09 – 30/09
13/10	Prazo final das atividades do assunto: Variáveis e Estrutura sequencial	03/09 – 13/10
15/10	Prazo final das atividades do assunto: Estrutura Condicional Composta	03/09 – 15/10
04/11	Prazo final das atividades do assunto: Estrutura Condicional Encadeada	03/09 – 04/11
17/11	Prazo final das atividades do assunto: Repetição por condição	03/09 – 17/11
01/12	Prazo final das atividades do assunto: Vetores e Strings	03/09 – 01/12
16/12	Data da Prova Final; No dia 15/12 foi o prazo final das atividades do assunto: Repetição por contagem.	03/09 – 16/12

A Figura 25 apresenta os resultados de classificação para cada algoritmo aplicado. Os algoritmos baseados em árvores, Random Forest e Árvore de decisão, obtiveram resultados

melhores. Os resultados também mostram que três semanas após o início oficial das aulas (09/09), há uma melhora nos resultados dos primeiros algoritmos e mantém-se assim até o intervalo mais longo de coleta de dados.

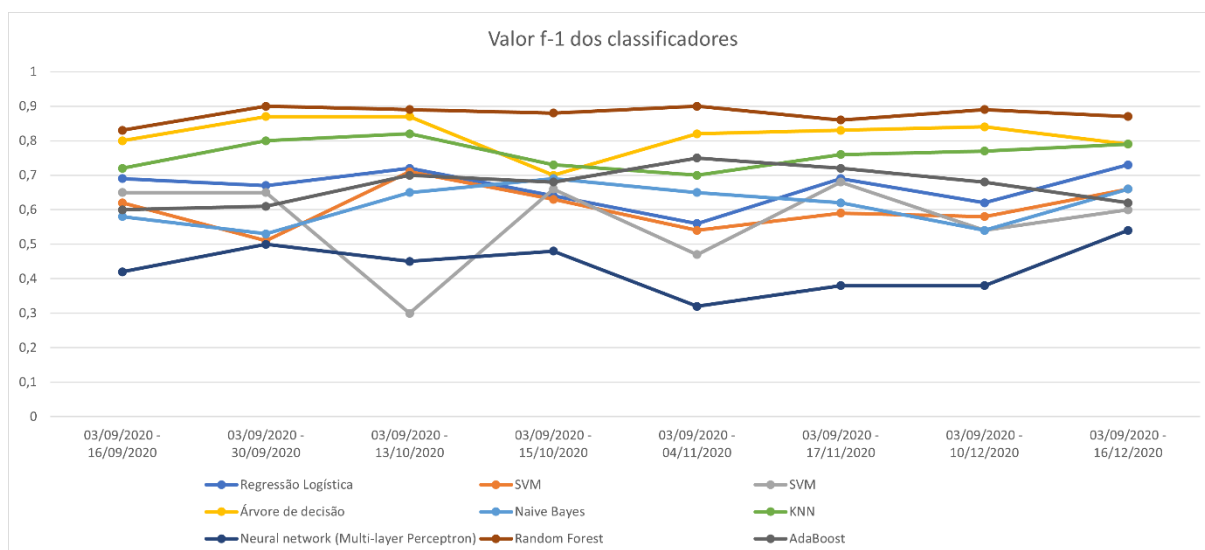


Figura 25 – Resultados da classificação.

Fonte: De autoria própria.

9 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A proposta de pesquisa apresentada trata da criação de um modelo de representação de alunos baseado nas trilhas de aprendizagem em AVAs, com o objetivo de auxiliar o professor no monitoramento do processo de aprendizagem de seus alunos. Foi realizada uma revisão *quasi-sistemática* buscando-se identificar como as TAs são representadas. Também foi realizada uma pesquisa sobre comportamento de usuários no contexto educacional, sobre a Teoria das metas de realização e estratégias de aprendizagem.

A arquitetura geral foi projetada pensando na flexibilidade, tais como a utilização de outros instrumentos que avaliam as metas de realização, bem como inclusão de novas EAs. Como contribuições do trabalho, pode-se citar: a recomendação das EAs alinhadas com as orientações de metas de realização do estudante; a criação de um framework que organiza o processo de identificação das TAs, das metas de realização e sugestão das EAs; e o desenvolvimento de um sistema que pode ser integrado aos sistemas de aprendizagem já existentes.

Uma ferramenta para identificação das metas de realização foi desenvolvida a partir do framework, e foi aplicada em turmas do ensino superior em disciplinas de programação. A ferramenta conseguiu identificar as metas de realização, por meio de um instrumento aplicado de forma integrada ao sistema de aprendizagem, o que permitiu realizar as recomendações de acordo com a motivação de cada estudante.

Das avaliações que foram enviadas por e-mail, 60 foram respondidas por 41 estudantes, dos quais 34 eram da meta Aprender, 1 da meta Performance-aproximação e 7 eram da Performance-evitação. Para as respostas, foi utilizada uma escala de Likert de 5 pontos e a média obtida foi de 4,3.

No experimento de classificação, obteve-se F1-Score acima dos 80% para os algoritmos Árvore de decisão e Random Forest ao classificar a motivação dos estudantes de acordo com as TAs. Inclusive com menos de um mês do início das aulas. Com o passar do tempo, os resultados de classificação praticamente se mantêm o mesmo. Isso pode indicar que a motivação do aluno se manteve igual ao longo da disciplina.

Como limitação do trabalho, identificou-se que a maioria dos estudantes que participaram até o final da pesquisa eram da meta Aprender, gerando uma base de dados desbalanceada. De forma a contornar esta situação, utilizou-se uma técnica de oversampling conhecida como SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Outra limitação do trabalho é sobre a extração das TAs, que depende fortemente do sistema de aprendizagem

utilizado, o que exige uma implementação específica. Entretanto a simplicidade do modelo permite que ele seja aplicado em qualquer AVA que faça registro de acesso dos alunos aos recursos e atividades disponibilizados.

Por fim, foi possível identificar e extrair os dados de acessos dos alunos da base de dados do CodeBench, e a partir deles gerar o modelo do aluno identificando as trilhas de aprendizagem. Com o uso do questionário EMAPRE-U, foi possível utilizar a teoria das metas de realização, para identificar o comportamento dos alunos que juntamente com as trilhas de aprendizagem formaram o modelo de comportamento. Por meio de experimentos práticos, usando algoritmos de classificação, foi possível identificar as metas com uma boa precisão. Além disso, de posse da identificação das metas de realização, foi possível recomendar estratégias de aprendizagem aos alunos. Com isso, todos os objetivos da tese foram alcançados e se conclui que é possível utilizar trilhas de aprendizagem para identificar o comportamento dos alunos, respondendo à questão de pesquisa.

Para os trabalhos futuros pretende-se: modelar a relação entre as TAs e as metas de realização em tempo real, por meio de técnicas de aprendizagem de máquina e mineração de dados e realizar o ranqueamento das EAs utilizando a avaliação da estratégia realizada pelo estudante, para auxiliar na escolha das melhores estratégias.

10 TRABALHOS PUBLICADOS

RAMOS, I.; RAMOS, D.; GADELHA, B.; DE OLIVEIRA, E. H. T. An Approach to Group Formation in Collaborative Learning Using Learning Paths in Learning Management Systems. **IEEE Transactions on Learning Technologies**, [s. l.], v. 14, n. 5, p. 555–567, 2021.

RAMOS, D. B.; RAMOS, I. M. M.; GASPARINI, I.; OLIVEIRA, E. H. T. de. **A New Learning Path Model for E-Learning Systems**. *International Journal of Distance Education Technologies*, v. 19, n. 2, p. 20–40, 2021.

RAMOS, D. B.; RAMOS, I. M. M.; GASPARINI, I.; OLIVEIRA, E. H. T. de. **Um Framework Conceitual para Recomendação de Estratégias de Aprendizagem utilizando Motivação e Trilhas de Aprendizagem**. In: XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE, 2020, Porto Alegre, 2020.

OLIVEIRA, ELAINE H. T.; CARVALHO, JOSÉ R. H.; OLIVEIRA, HORÁCIO A. B. F.; GADELHA, BRUNO F.; LUCENA, KETLEN T.; RAMOS, DAVID B.; RAMOS, ILMARA M. M.; NASCIMENTO, PRISCILLA B.; CARVALHO, IRENE ANDREA V. A. **Higher Education in the Amazon: Challenges and Initiatives**. In: Alexandra Ioana Cristea; Ig Ibert Bittencourt; Fernanda Lima. (Org.). *Communications in Computer and Information Science*. 1 ed.: Springer International Publishing, 2018, v. 832, p. 17-31.

RAMOS, ILMARA M. M.; RAMOS, DAVID B.; AMARAL, GEOVANA DE S.; GADELHA, BRUNO F.; OLIVEIRA, ELAINE H. T. **Framework Conceitual para Formação de Grupos de Alunos utilizando Trilhas de Aprendizagem em um Ambiente Virtual de Aprendizagem**. In: XXIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE (Brazilian Symposium on Computers in Education), 2018, Fortaleza, 2018. p. 1673.

RAMOS, DAVID; MONTEVERDE, ILMARA; NASCIMENTO, PRISCILLA; AMARAL, GEOVANA; OLIVEIRA, ELAINE. **Um modelo para Trilhas de Aprendizagem em um Ambiente Virtual de Aprendizagem**. In: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE (Brazilian Symposium on Computers in Education), 2017, Recife, 2017. p. 1407.

MONTEVERDE, ILMARA; AMARAL, GEOVANA; RAMOS, DAVID; NASCIMENTO, PRISCILLA; GADELHA, BRUNO; OLIVEIRA, ELAINE. **M-Cluster: Uma ferramenta de Recomendação para Formação de Grupos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem**. In: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE (Brazilian Symposium on Computers in Education), 2017, Recife, 2017. p. 1657.

MONTEVERDE, ILMARA; RAMOS, DAVID; GADELHA, BRUNO; OLIVEIRA, ELAINE; NASCIMENTO, PRISCILLA B. **Formação de Grupos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem: Uma Revisão Sistemática da Literatura**. In: XXVII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2016, Uberlândia, 2016. p. 310.

RAMOS, DAVID B.; RAMOS, I. M. M.; NASCIMENTO, P. B.; OLIVEIRA, E. H. T. **Uma Ferramenta Baseada em Grafo para Identificação e Visualização de Trilhas de Aprendizagem**. In: XXI Congresso Internacional de Informática Educativa, TISE 2016, 2016, Santiago. *Nuevas Ideas en Informática Educativa*. Santiago, 2016. v. 12. p. 237-243.

RAMOS, DAVID B.; RAMOS, I. M. M.; NASCIMENTO, P. B.; GADELHA, B. F.;

OLIVEIRA, E. H. T. **Sistema de Combinação Social em um Ambiente Virtual de Aprendizagem**. In: XXI Congreso Internacional de Informática Educativa, TISE 2016, 2016, Santiago. Nuevas Ideas en Informática Educativa. Santiago, 2016. v. 12. p. 325-332.

REFERÊNCIAS

- AMES, C. Competitive, cooperative and individualistic goal structures: A motivational analysis. **Research on motivation in education. Vol. 1: Student motivation**, [s. l.], v. 1, p. 177–207, 1984.
- ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial: Teoria e Prática**. 1. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2009.
- AUVINEN, T.; HAKULINEN, L.; MALMI, L. Increasing Students' Awareness of Their Behavior in Online Learning Environments with Visualizations and Achievement Badges. **IEEE Transactions on Learning Technologies**, [s. l.], v. 8, n. 3, p. 261–273, 2015.
- BANERES, D.; RODRÍGUEZ-GONZALEZ, M. E.; SERRA, M. An Early Feedback Prediction System for Learners At-Risk within a First-Year Higher Education Course. **IEEE Transactions on Learning Technologies**, [s. l.], v. 12, n. 2, p. 249–263, 2019.
- BARNES, T. The Q-matrix Method: Mining Student Response Data for Knowledge. **Proceedings of the 20th National Conference on Artificial Intelligence**, [s. l.], 2005. Disponível em: <<http://www.aaai.org/Papers/Workshops/2005/WS-05-02/WS05-02-006.pdf>>. Acesso em: 30 jul. 2014.
- BASILI, V. R.; WEISS, D. M. A Methodology for Collecting Valid Software Engineering Data. **IEEE Transactions on Software Engineering**, [s. l.], v. SE-10, n. 6, p. 728–738, 1984. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5010301/>>
- BELUCE, A. C.; OLIVEIRA, K. L. De. Escala de estratégias e motivação para aprendizagem em ambientes virtuais. **Revista Brasileira de Educação**, [s. l.], v. 21, n. 66, p. 593–610, 2016. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-24782016000300593&lng=pt&tlng=pt>
- BITTENCOURT, I. I.; ISOTANI, S. Informática na Educação baseada em Evidências: Um Manifesto. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, [s. l.], v. 26, n. 3, p. 108, 2018. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/7826>>
- BORUCHOVITCH, E.; NEVES, E. R. C. A construção da escala de avaliação da motivação para aprender de alunos universitários. In: Anais Eletrônicos da XXXIV Reunião Anual de Psicologia 2005, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Sociedade Brasileira de Psicologia, 2005.
- BORUCHOVITCH, E.; SANTOS, A. A. A. Dos. Psychometric studies of the learning strategies scale for university students. **Paideia**, [s. l.], v. 25, n. 60, p. 19–27, 2015.
- BORUCHOVITCH, E.; SANTOS, A. A. A. Dos; DA COSTA, E. R.; NEVES, E. R. C.; CRUVINEL, M.; PRIMI, R.; GUIMARÃES, S. E. R. A construção de uma escala de estratégias de aprendizagem para alunos do ensino fundamental. **Psicologia: Teoria e Pesquisa**, [s. l.], v. 22, n. 3, p. 297–304, 2006.
- BRASIL. **Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996. Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional**, 1996.
- BYUN, J.; PENNINGTON, D.; CARDENAS, J.; DUTTA, S.; KIRWAN, J. Understanding

student behaviors in online classroom: Data scientific approach. **Proceedings - 2014 IEEE International Congress on Big Data, BigData Congress 2014**, [s. l.], p. 802–803, 2014.

BZUNECK, J. A.; BORUCHOVITCH, E. Motivação e Autorregulação da Motivação no Contexto Educativo. **Psicologia: Ensino & Formação**, [s. l.], v. 7, n. 2, p. 75–84, 2016.

CARNEIRO, M. L. F.; GARBIN, J. “Como me vejo?” como dinâmica de apresentação em cursos a distância. [s. l.], p. 1761–1769, 2013. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/2666>>

CEREZO, R.; SUAREZ, N.; NUÑEZ, J. C.; SÁNCHEZ-SANTILLÁN, M. eGraph tool: graphing the learning process in LMSs. In: Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '14 2014, New York, New York, USA. **Anais...** New York, New York, USA: ACM Press, 2014. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2567596>>. Acesso em: 3 jun. 2014.

CODEBENCH. **CodeBench**. 2020. Disponível em: <<http://codebench.icomp.ufam.edu.br/>>.

COSENZA, R. M.; GUERRA, L. B. **Neurociência e Educação: como o cérebro aprende**. 1. ed. Porto Alegre: Artmed, 2011.

COSTA, M. A. S.; SILVA, B. N. Da; ABBAS, K. Motivações e estratégias de aprendizagem dos discentes em contabilidade de custos e a influência no desempenho acadêmico. In: XXIV Congresso Brasileiro de Custos 2017, **Anais...** [s.l: s.n.]

CUNHA, N. D. B.; PAULA, C.; FATEC, S.; PAULISTA, B. Estratégias de Aprendizagem e Motivação para Aprender na Formação de Professores. [s. l.], v. 46, n. 1991, 2012.

DALBOSCO, S. N. P.; FERRAZ, A. S.; SANTOS, A. A. A. Dos. Metas de realização, autorregulação da aprendizagem e autopercepção de desempenho em universitários. **Revista Brasileira de Orientação Profissional**, [s. l.], v. 19, n. 1, p. 75–84, 2018. Disponível em: <<http://pepsic.bvsalud.org/pdf/rbop/v19n1/09.pdf>>

DISETH, Å. Self-efficacy, goal orientations and learning strategies as mediators between preceding and subsequent academic achievement. **Learning and Individual Differences**, [s. l.], v. 21, n. 2, p. 191–195, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.lindif.2011.01.003>>

DWECK, C. S. Motivational Processes Affecting Learning. **American Psychologist**, [s. l.], 1986.

DWECK, C. S.; ELLIOTT, E. S. Achievement motivation. In: MUSSEN, P. H.; HETHERINGTON, E. M. (Eds.). **Handbook of child psychology: Socialization, personality, and social development**. New York: Wiley, 1983. p. 643–691.

ELLIOT, A. J.; CHURCH, M. A. A hierarchical model of approach and avoidance achievement motivation. **Journal of Personality and Social Psychology**, [s. l.], v. 72, n. 1, p. 218–232, 1997.

ELLIOT, A. J.; MCGREGOR, H. A. A 2 x 2 achievement goal framework. **Journal of Personality and Social Psychology**, [s. l.], v. 80, n. 3, p. 501–519, 2001.

ELLIOT, A. J.; MURAYAMA, K. On the Measurement of Achievement Goals: Critique, Illustration, and Application. **Journal of Educational Psychology**, [s. l.], v. 100, n. 3, p. 613–628, 2008.

ELLIOT, A. J.; MURAYAMA, K.; PEKRUN, R. A 3×2 achievement goal model. **Journal of Educational Psychology**, [s. l.], v. 103, n. 3, p. 632–648, 2011.

ELLIOTT, E. S.; DWECK, C. S. Goals: An approach to motivation and achievement. **Journal of Personality and Social Psychology**, [s. l.], v. 54, n. 1, p. 5–12, 1988. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02109395.1989.10821105>>

FRANÇA, R. S. De; AMARAL, H. J. C. Do. Proposta Metodológica de Ensino e Avaliação para o Desenvolvimento do Pensamento Computacional com o Uso do Scratch. In: 2013, **Anais...** [s.l: s.n.]

GOMES, E. H.; PIMENTEL, E. P.; OMAR, N.; MARIETTO, M. D. G. B. Personalização do E-Learning Baseado no Nível de Aquisição de Conhecimentos do Aprendiz. In: 2013, **Anais...** [s.l: s.n.]

GOUVEIA, V. V.; DA COSTA DINIZ, P. K.; DOS SANTOS, W. S.; GOUVEIA, R. S. V.; CAVALCANTI, J. P. N. Metas de realização entre estudantes do ensino médio: Evidências de validade fatorial e consistência interna de uma medida. **Psicologia: Teoria e Pesquisa**, [s. l.], v. 24, n. 4, p. 535–544, 2008.

GUTIÉRREZ, S.; PARDO, A.; KLOOS, C. Finding a learning path: toward a swarm intelligence approach. **Proceedings of the 5th IASTED ...**, [s. l.], 2006. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1166745>>. Acesso em: 30 jul. 2014.

HARACKIEWICZ, J. M.; BARRON, K. E.; TAUER, J. M.; CARTER, S. M.; ELLIOT, A. J. Short-term and long-term consequences of achievement goals. **Journal of Educational Psychology**, [s. l.], v. 92, n. 2, p. 316–330, 2000.

HAYAMIZU, T.; WEINER, B. A Test of Dweck's Model of Achievement Goals as Related to Perceptions of Ability. **The Journal of Experimental Education**, [s. l.], v. 59, n. 3, p. 226–234, 1991. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00220973.1991.10806562>>

HE, Z.; XIA, W.; DONG, K.; GUO, H.; TANG, R.; XIA, D.; ZHANG, R. Unsupervised Learning Style Classification for Learning Path Generation in Online Education Platforms. In: Proceedings of the 28th ACM Sigkdd Conference on Knowledge Discovery and Data Mining 2022, New York, NY, USA. **Anais...** New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3534678.3539107>>

HUANG, Y.; GUERRA-HOLLSTEIN, J. D.; BRUSILOVSKY, P. Modeling skill combination patterns for deeper knowledge tracing. In: UMAP 2016 EXTENDED 2016, **Anais...** [s.l: s.n.]

JIANG, B.; LI, X.; YANG, S.; KONG, Y.; CHENG, W.; HAO, C.; LIN, Q. Data-Driven Personalized Learning Path Planning Based on Cognitive Diagnostic Assessments in MOOCs. **Applied Sciences**, [s. l.], v. 12, n. 8, 2022. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/12/8/3982>>

KADIOĞLU, C.; KONDAKCI, E. U. Relationship between Learning Strategies and Goal

Orientations: A Multilevel Analysis. **Eurasian Journal of Educational Research**, [s. l.], v. 14, n. 56, p. 1–20, 2014.

KADOIC, N.; ORESKI, D. Analysis of student behavior and success based on logs in Moodle. **2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2018 - Proceedings**, [s. l.], p. 654–659, 2018.

KARACI, A. Intelligent tutoring system model based on fuzzy logic and constraint-based student model. **Neural Computing and Applications**, [s. l.], v. 2, p. 1–10, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00521-017-3311-2>>

KASSAK, O.; KOMPAN, M.; BIELIKOVA, M. Student behavior in a web-based educational system: Exit intent prediction. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, [s. l.], v. 51, p. 136–149, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2016.01.018>>

KENSKI, V. M. Processos de interação e comunicação mediados pelas tecnologias. In: ROSA, D. E. G.; SOUZA, V. C. De (Eds.). **Didática e práticas de ensino: interfaces com diferentes saberes e lugares formativos**. Rio de Janeiro: DP&A, 2002. p. 254–264.

KITCHENHAM, B. Procedures for Performing Systematic Reviews. **Joint Technical Report**, [s. l.], 2004.

KNOLL, A. C. G. **Organização do Trabalho Pedagógico em EaD**. 1. ed. Curitiba: Instituto Federal do Paraná, 2013.

KOOPMAN, M.; BAKX, A.; BEIJAARD, D. Students' goal orientations and learning strategies in a powerful learning environment: A case study. **Studies in Educational Evaluation**, [s. l.], v. 43, p. 186–196, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.stueduc.2014.07.003>>

MARQUEZ, J. M.; ORTEGA, J. A.; GONZALEZ-ABRIL, L.; VELASCO, F. Creating adaptive learning paths using Ant Colony Optimization and Bayesian Networks. In: 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence) 2008, **Anais... : IEEE**, 2008.

MARTINS, L. B.; ZERBINI, T. Escala de Estratégias de Aprendizagem: evidências de validade em contexto universitário híbrido. **Psico-USF**, [s. l.], v. 19, n. 2, p. 317–328, 2014.

MELLO, M. B. de J. B. De; LEME, M. I. da S. Motivação de alunos dos cursos superiores de tecnologia. **Psicologia Escolar e Educacional**, [s. l.], v. 20, n. 3, p. 581–590, 2016.

MIDGLEY, C.; KAPLAN, A.; MIDDLETON, M.; MAEHR, M. L.; URDAN, T.; ANDERMAN, L. H.; ANDERMAN, E.; ROESER, R. The Development and Validation of Scales Assessing Students' Achievement Goal Orientations. **Contemporary Educational Psychology**, [s. l.], v. 23, n. 2, p. 113–131, 1998. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0361476X98909651>>

MOORE, M. G.; KEARSLEY, G. **Educação a Distância: uma visão integrada**. 1. ed. São Paulo: Cengage Learnig, 2011.

MOROZEVICH, E. S.; KOROTKIKH, V. S.; KUZNETSOVA, Y. A. The development of a model for a personalized learning path using machine learning methods. **Business Informatics**,

[s. l.], v. 16, n. 2, p. 21–35, 2022.

MÜLLER, L.; SILVEIRA, M. S. Podes me ajudar ? Apoiando a formação de pares em sistemas de ajuda em pares através de técnicas de recomendação. [s. l.], p. 868–877, 2013.

MUTHEE, J. M.; THOMAS, I. **Predictors of academic performance and motivation among Kenyan adolescents a study among standard VIII pupils of Nairobi Province**. 2011. University of Kerala, [s. l.], 2011. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10603/4378>>

NIEMIVIRTA, M. Motivation and performance in context: The influence of goal orientations and instructional setting on situational appraisals and task performance. **PSYCHOLOGIA - An International Journal of Psychology in the Orient**, [s. l.], v. 45, n. 4, p. 250–270, 2002. Disponível em: <<http://joi.jlc.jst.go.jp/JST.JSTAGE/psysoc/2002.250?from=CrossRef>>

NINORIYA, S.; CHAWAN, P. M.; MESHARAM, B. B. CMS, LMS and LCMS For eLearning. **International Journal of Computer Science Issues**, [s. l.], v. 8, n. 2, p. 644–647, 2011.

PAES, R. D. B.; MALAQUIAS, R.; GUIMARÃES, M.; ALMEIDA, H. Ferramenta para a Avaliação de Aprendizado de Alunos em Programação de Computadores. [s. l.], p. 1791–1800, 2013. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/2669>>

PERASSINOTO, M.; BORUCHOVITCH, E.; BZUNECK, J. Estratégias de aprendizagem e motivação para aprender de alunos do Ensino Fundamental. **Avaliação Psicológica: Interamerican Journal of Psychological Assessment**, [s. l.], v. 12, n. 3, p. 351–359, 2013.

PIRES, J. M.; COTA, M. P. Evolutive mechanism for E-Learning platforms: A new approach for old methods. In: IEEE EDUCON 2010 CONFERENCE 2010, **Anais... : IEEE**, 2010. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5492482/>>

PONTES, T. B.; MIRANDA, G. L. Validação em Língua Portuguesa da Escala de Motivação de Realização. **RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação**, [s. l.], v. 27, p. 109–125, 2018.

PULKKA, A.; NIEMIVIRTA, M. Predictive relationships between adult students ' achievement goal orientations , course evaluations , and performance. **International Journal of Educational Research**, [s. l.], v. 61, p. 26–37, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijer.2013.03.015>>

RAMOS, D. B. **Motivação e Estratégias de Aprendizagem**. 2020. Disponível em: <http://mobmoodle.icomp.ufam.edu.br/projeto/?page_id=159>.

RAMOS, D. B.; OLIVEIRA, E. H. T. De. **Relatório Técnico da Revisão Sistemática de Literatura sobre Trilhas de Aprendizagem em Ambientes Virtuais de Aprendizagem**. Manaus. Disponível em: <<http://mobmoodle.icomp.ufam.edu.br/projeto/wp-content/uploads/2014/09/RT-da-RSL-sobre-LMS-e-LP-impressao-v1.pdf>>.

RAMOS, D. B.; RAMOS, I. M. M.; NASCIMENTO, P. B. Do; OLIVEIRA, E. H. T. De. Uma Ferramenta Baseada em Grafo para Identificação e Visualização de Trilhas de Aprendizagem. **Nuevas Ideas en Informática Educativa**, Santiago, v. 12, p. 237–243, 2016.

RAMOS, D.; MONTEVERDE, I.; NASCIMENTO, P. Do; AMARAL, G.; OLIVEIRA, E. Um modelo para Trilhas de Aprendizagem em um Ambiente Virtual de Aprendizagem. In:

SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO (SBIE) 2017a, **Anais...** [s.l: s.n.] Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7669>>

RAMOS, D.; OLIVEIRA, E.; MONTEVERDE, I.; OLIVEIRA, K. Trilhas de Aprendizagem em Ambientes Virtuais de Ensino-aprendizagem: Uma Revisão Sistemática da Literatura. In: ANAIS DO XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO (SBIE 2015) 2015, **Anais...** [s.l: s.n.] Disponível em: <<http://br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/5182>>

RAMOS, I. M. M.; RAMOS, D. B.; AMARAL, G. de S.; NASCIMENTO, P. B. Do; GADELHA, B.; OLIVEIRA, E. H. T. De. M-Cluster: Uma ferramenta de Recomendação para Formação de Grupos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. In: Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE) 2017b, Recife. **Anais...** Recife Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7697>>

ROMERO, M.; HERNÁNDEZ, J. M.; JUOLA, J. F.; CASADEVANTE, C.; SANTACREU, J. Goal Orientation Test: An Objective Behavioral Test. **Psychological Reports**, [s. l.], p. 003329411984584, 2019. Disponível em: <<http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0033294119845847>>

SAITO, T.; WATANOBE, Y. Learning path recommendation system for programming education based on neural networks. **International Journal of Distance Education Technologies**, [s. l.], v. 18, n. 1, p. 36–64, 2020.

SALLA, F. Aprendizagem: toda a atenção para a neurociência. **Revista Nova Escola**, [s. l.], p. 48–55, 2012.

SANTOS, A. A. A. Dos; ALCARÁ, A. R.; ZENORINI, R. da P. C. Estudos psicométricos da escala de motivação para a aprendizagem de universitários. **Fractal : Revista de Psicologia**, [s. l.], v. 25, n. 3, p. 531–546, 2013.

SHYR, W.-J.; FENG, H.-Y.; ZENG, L.-W.; HSIEH, Y.-M.; SHIH, C.-Y. The Relationship between Language Learning Strategies and Achievement Goal Orientations from Taiwanese Engineering Students in EFL Learning. **EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education**, [s. l.], v. 13, n. 10, p. 6431–6443, 2017. Disponível em: <<https://www.ejmste.com/article/the-relationship-between-language-learning-strategies-and-achievement-goal-orientations-from-5038>>

SITTHISAK, O.; GILBERT, L.; ALBERT, D. Learning in Moodle using Competence-Based Knowledge Space Theory and IMS QTI. In: Computer Science and Engineering Conference (ICSEC), 2013 INTERNATIONAL 2013, **Anais...** [s.l: s.n.]

SOUZA, A. A. N.; SCHNEIDER, H. N. Uso do Facebook como Recurso de Avaliação da Aprendizagem. [s. l.], p. 1155–1164, 2013. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/wie/article/view/2643>>

SOUZA, L. F. N. I. De. Estratégias de aprendizagem e fatores motivacionais relacionados. **Educar**, [s. l.], v. 20, n. 3, p. 406–413, 2007. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-79722007000300008&lng=pt&nrm=iso&tlng=pt>

TAFNER, E. P.; TOMELIN, J. F.; MÜLLER, R. B. Trilhas de aprendizagem: uma nova

concepção nos ambientes virtuais de aprendizagem – AVA. In: Congresso Internacional de Educação a Distância 2012, São Luís. **Anais...** São Luís

TEUTSCH, P.; BOURDET, J.-F. How to See Training Paths in Learning Management Systems? In: Advanced Learning Technologies (ICALT), 2010 IEEE 10TH International Conference on 2010, **Anais...** [s.l: s.n.]

VANTROYS, T.; PETER, Y. COW, a Flexible Platform for the Enactment of Learning Scenarios. In: FAVELA, J.; DECOUCHANT, D. (Eds.). **Groupware: Design, Implementation, and Use (Lecture Notes in Computer Science)**. Berlim: Springer, 2003. v. 2806p. 168–182.

VOSS, G. B.; NUNES, F. B.; HERPICH, F.; MEDINA, R. D. Ambientes Virtuais de Aprendizagem e Ambientes Imersivos: um estudo de caso utilizando tecnologias de computação móvel. **Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, [s. l.], n. 2012, p. 12–21, 2013. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/2479>>

WARR, P.; DOWNING, J. Learning strategies, learning anxiety and knowledge acquisition. **British Journal of Psychology**, [s. l.], v. 91, n. 3, p. 311–333, 2000.

WEIAND, A.; MANSSOUR, I. H.; SILVEIRA, M. S. Visual analysis for monitoring students in distance courses. **International Journal of Distance Education Technologies**, [s. l.], v. 17, n. 2, p. 18–44, 2019.

WELLA; TJHIN, V. U. Exploring effective learning resources affecting student behavior on distance education. **Proceedings - 2017 10th International Conference on Human System Interactions, HSI 2017**, [s. l.], p. 104–107, 2017.

WISUTTIKUL, T.; BOONMEE, C. A study of Coaching Assisted System using Learning Object value model. In: TENCON 2004. 2004 IEEE REGION 10 CONFERENCE 2004, **Anais...** [s.l: s.n.]

YANG, F.; LI, F. W. B. Study on student performance estimation, student progress analysis, and student potential prediction based on data mining. **Computers and Education**, [s. l.], v. 123, n. October 2017, p. 97–108, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.04.006>>

ZENORINI, R. da P. C.; SANTOS, A. A. A. Dos. Escala de Metas de Realização como Medida da Motivação para Aprendizagem. **Interamerican Journal of Psychology**, [s. l.], v. 44, n. 2, p. 291–298, 2010.

ZENORINI, R. da P. C.; SANTOS, A. A. A. Dos; MONTEIRO, R. de M. Motivação para aprender: relação com o desempenho de estudantes. **Paidéia (Ribeirão Preto)**, [s. l.], v. 21, n. 49, p. 157–164, 2011. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-863X2011000200003&lng=pt&tlng=pt>

ZENORINI, R. P. C.; SANTOS, A. A. A. Dos. A motivação e a utilização de estratégias de aprendizagem em universitários. **Estudante universitário: característica e experiências de formação. Taubaté: Cabral Editora e Livraria Universitária**, [s. l.], 2003.

ZHOU, Q.; ZHENG, Y.; MOU, C. Predicting students' performance of an offline course from their online behaviors. **2015 5th International Conference on Digital Information and Communication Technology and Its Applications, DICTAP 2015**, [s. l.], p. 70–73, 2015.

APÊNDICE A – Lista dos 110 itens extraídos dos trabalhos sobre escalas para estratégias de aprendizagem apresentados no Quadro 11

Itens da escala	Fator	Descrição do Fator
37- Você costuma se distrair ou pensar em outra coisa quando está lendo ou fazendo o dever de casa?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
31- Você costuma ficar pensando em outra coisa quando o professor está dando explicações?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
38- Você costuma “se esquecer” de fazer o dever de casa?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
28- Você costuma estudar ou fazer o dever de casa na “última hora”?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
32- Você escuta música ou assiste televisão enquanto estuda ou faz a lição de casa?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
30- Você costuma desistir quando uma tarefa é difícil ou chata?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
35- Você costuma comer enquanto estuda ou faz o dever de casa?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
40- Você se sente cansado quando lê, estuda ou faz o dever de casa?	Fator1	Ausência de utilização de estratégia
1. Repetir as informações oralmente na medida em que vai lendo o texto.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
2. Anotar na íntegra as explicações do professor.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
3. Identificar suas dificuldades para aprender determinados tópicos ou assuntos.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
4. Resumir os textos indicados para estudo.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
5. Ler os textos indicados pelo professor.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
6. Fazer anotações no texto ou em folha à parte.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
7. Escrever com suas palavras o que entendeu do texto.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
8. Ler textos complementares, além dos indicados pelo professor.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
9. Elaborar perguntas e respostas sobre o assunto estudado.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
10. Selecionar as ideias principais do texto.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
12. Identificar o quanto você está ou não aprendendo.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
13. Pedir auxílio ao professor sobre as dúvidas na matéria.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
14. Rever as anotações feitas em sala de aula.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva

15. Procurar no dicionário o significado de palavras desconhecidas.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
20. Recorrer a outros textos e livros sobre o assunto.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
24. Verificar seus erros após receber uma nota de prova.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
25. Tentar refazer questões que errou em uma prova.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
4- Você percebe quando está com dificuldade para aprender determinados assuntos ou matérias.	Fator3	Estratégias metacognitivas
29. Anotar na agenda as coisas que tem para fazer.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
30. Fazer algum esquema no papel (esboço, gráfico ou desenho) para melhor entender as relações entre eles.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
31. Colar lembretes para recordar do que precisa fazer.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
34. Rer a matéria para entendê-la melhor.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
35. Criar perguntas sobre o assunto que está estudando e tentar respondê-las.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva
1. Mantive a calma quando tive dificuldades.	Fator2	Controle da emoção
17. Administrar seu tempo de estudo.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
18. Organizar seu ambiente de estudo.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
2. Repeti a mim mesmo, quando me senti ansioso, que tudo sairia bem ao final do curso.	Fator2	Controle da emoção
21. Planejar suas atividades de estudo.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
22. Separar todo o material necessário para a tarefa que irá realizar.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
23. Conseguir ir até o final de uma tarefa mesmo quando ela é difícil ou tediosa.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
3. Mantive a calma com a possibilidade de ter um rendimento abaixo do esperado.	Fator2	Controle da emoção
16. Pedir ajuda aos colegas em caso de dúvidas.	Fator3	Autorregulação Social
28. Estudar em grupo.	Fator3	Autorregulação Social
32. Discutir a matéria com os colegas para ver se entendeu.	Fator3	Autorregulação Social
33. Pedir para alguém tomar a matéria.	Fator3	Autorregulação Social

11. Busquei auxílio do tutor para esclarecer minhas dúvidas sobre o conteúdo.	Fator4	Busca de ajuda interpessoal
12. Busquei auxílio de colegas nos fóruns para esclarecer minhas dúvidas.	Fator4	Busca de ajuda interpessoal
13. Troquei mensagens com os colegas para esclarecer dúvidas sobre o conteúdo do curso.	Fator4	Busca de ajuda interpessoal
4. Mantive a calma diante dos erros que cometi ao realizar atividades do curso.	Fator2	Controle da emoção
5. Esforcei-me mais quando percebi que estava perdendo a concentração.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
6. Forcei-me a manter a atenção nos estudos quando me senti desinteressado.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
7. Esforcei-me mais quando percebi que estava perdendo o interesse no assunto.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
1 O envio e o recebimento de mensagens, realizados desde o início do curso, contribuem para aproximar colegas e professores/tutores.	Fator1	Estratégias de ensino
3 As questões propostas nos fóruns de discussão conduzem à observação, à análise e à reflexão dos conteúdos propostos e da minha prática profissional.	Fator1	Estratégias de ensino
4 Compartilhar, nos fóruns de discussão, minhas experiências profissionais com colegas e professores, a partir dos conteúdos trabalhados no curso, contribui para novos aprendizados.	Fator1	Estratégias de ensino
5 O retorno às minhas dúvidas e solicitações ocorre em tempo adequado e favorece a compreensão dos conteúdos e a realização das atividades.	Fator1	Estratégias de ensino
6 Relatar, no diário de bordo, as estratégias que utilizo no curso para a compreensão de novos conhecimentos contribui para refletir sobre minha aprendizagem.	Fator1	Estratégias de ensino
7 Os feedbacks avaliativos enviados pelo tutor/professor, referentes às atividades que realizo, são claros, precisos e orientadores.	Fator1	Estratégias de ensino
8 As conversas realizadas nos chats (bate-papo) são essenciais para a interação com colegas e professores.	Fator1	Estratégias de ensino
9. Revisei a matéria para verificar o quanto eu dominava o conteúdo.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
10. Esforcei-me para verificar minha compreensão sobre o que estava sendo ensinado.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
14. Busquei solucionar minhas dúvidas ao consultar as apostilas do curso.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
15. Busquei compreender melhor os conteúdos ao estudá-los nas apostilas do curso.	Fator3	Estratégias autorregulatórias
7- Quando você lê um texto, procura escrever com suas palavras o que entendeu da leitura, para poder estudar depois?	Fator2	Estratégias cognitivas

25- Você costuma ler outros textos e livros sobre o assunto que o professor explicou em aula?	Fator2	Estratégias cognitivas
5- Você resume os textos que o professor pede para estudar?	Fator2	Estratégias cognitivas
16- Você costuma fazer um esquema usando as ideias principais do texto?	Fator2	Estratégias cognitivas
12- Você cria perguntas e respostas sobre o assunto que está estudando?	Fator2	Estratégias cognitivas
2- Você costuma grifar as partes importantes do texto para aprender melhor?	Fator2	Estratégias cognitivas
16. Busquei outras fontes de pesquisa, fora da internet, relacionadas ao curso, para me ajudar a aprender.	Fator1	Estratégias cognitivas
17. Busquei sites relacionados ao conteúdo do curso para me ajudar a aprender.	Fator1	Estratégias cognitivas
18. Tentei entender o conteúdo ao aplicá-lo na prática, ao invés de dedicar tempo lendo ou pedindo ajuda a alguém.	Fator1	Estratégias cognitivas
20. Revisei os conteúdos relativos aos exercícios em que cometi erros.	Fator1	Estratégias cognitivas
21. Aprendi conteúdos ao mentalizá-los repetidamente até perceber que havia entendido.	Fator1	Estratégias cognitivas
22. Repeti mentalmente os conteúdos do curso que gostaria de aprender.	Fator1	Estratégias cognitivas
23. Fiz anotações sobre o conteúdo do curso.	Fator1	Estratégias cognitivas
24. Fiz resumos do conteúdo do curso.	Fator1	Estratégias cognitivas
25. Li o conteúdo do curso várias vezes como método para aprender.	Fator1	Estratégias cognitivas
26. Fiz esquemas do conteúdo do curso como método para aprender.	Fator1	Estratégias cognitivas
27. Refleti sobre as implicações que os conteúdos aprendidos poderiam ter.	Fator1	Estratégias cognitivas
28. Busquei desenvolver uma ideia global sobre como os conteúdos do curso se relacionavam entre si.	Fator1	Estratégias cognitivas
29. Associei os conteúdos do curso aos meus conhecimentos anteriores.	Fator1	Estratégias cognitivas
30. Diferenciei, ao analisar os conteúdos do curso, os aspectos mais importantes dos menos importantes.	Fator1	Estratégias cognitivas
31. Identifiquei situações diárias em que eu pudesse aplicar os conteúdos do curso.	Fator1	Estratégias cognitivas
9 Orientações para o uso adequado do material e das ferramentas do ambiente virtual, disponibilizadas no início das atividades, facilitam a familiarização com a dinâmica educacional do curso.	Fator1	Estratégias de ensino

10 A seleção e a organização dos conteúdos e atividades propostas no decorrer do curso evitam a sobrecarga de informações e de tarefas.	Fator1	Estratégias de ensino
39 Participo desse curso on-line porque estudar é importante para mim.	Fator2	Motivação autônoma
40 Estou inscrito nesse curso porque acredito que esse estudo trará contribuições para minha competência profissional.	Fator2	Motivação autônoma
43 Estou realizando esse curso porque considero que estudar é um privilégio.	Fator2	Motivação autônoma
44 Participo desse curso porque sei que preciso atualizar meus conhecimentos para realizar minha prática profissional.	Fator2	Motivação autônoma
22 Participo de cursos virtuais porque conseguirei uma elevação salarial.	Fator3	Motivação controlada
35 Participo das atividades, dos debates e dos encontros virtuais porque quero receber um certificado.	Fator3	Motivação controlada
28 Eu sinto que realmente não sei por que estou realizando esse curso.	Fator4	Desmotivação
29 Ingresso em cursos virtuais porque acredito que não terei muitas tarefas a realizar.	Fator4	Desmotivação
27- Quando você percebe que não entendeu o que leu, você costuma parar e ler novamente?	Fator3	Estratégias metacognitivas
26- Você percebe quando não entende o que está lendo?	Fator3	Estratégias metacognitivas
6- Quando você estuda, você percebe se não está conseguindo aprender?	Fator3	Estratégias metacognitivas
21- Você costuma pedir ajuda ao colega ou a alguém de sua casa, Quando não entende alguma matéria?	Fator3	Estratégias metacognitivas
17- Quando você estuda, você consegue perceber o quanto está aprendendo?	Fator3	Estratégias metacognitivas
37 Acredito que participar desse curso é perder tempo.	Fator4	Desmotivação
20 Percebo que encontrei dificuldade para elaborar comentários sobre os temas discutidos nos fóruns ou chats.	Fator5	Monitoramento da aprendizagem
36 Procuo interagir com colegas e professores e fazer uso dos conteúdos disponibilizados no ambiente do curso porque, para mim, estudar é uma satisfação.	Fator2	Motivação autônoma
41 Honestamente, não sei por que ainda estou acessando a página desse curso.	Fator4	Desmotivação
19 Percebo que tive dificuldade para a compreensão dos conteúdos trabalhados no curso.	Fator5	Monitoramento da aprendizagem
11. Controlar sua ansiedade em situações de avaliação.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais

19. Manter a calma diante de tarefas difíceis.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
21 Participo dos debates e discussões propostos no fórum de discussão porque sou avaliado.	Fator3	Motivação controlada
26. Distrair-se ou pensar em outra coisa quando está lendo, estudando ou fazendo os trabalhos.	Fator2	Autorregulação dos Recursos Internos e Contextuais
23 Comento durante os chats (bate-papo) e fóruns de discussão porque é o que esperam de mim.	Fator3	Motivação controlada
27 Realizo as atividades de leitura dos textos indicados porque sou obrigado.	Fator3	Motivação controlada
32 Realizo comentários nos encontros realizados nas salas do chat porque quero evitar que me considerem um aluno ausente ou improdutivo.	Fator3	Motivação controlada
27. Ler suas respostas novamente antes de entregar a prova.	Fator1	Autorregulação Cognitiva e Metacognitiva