
**Arquitetura de um sistema tutor inteligente
para recomendação personalizada de objetos de
aprendizagem considerando os estados afetivos
e o conhecimento do estudante**

Sara Luzia de Melo



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Sara Luzia de Melo

**Arquitetura de um sistema tutor inteligente
para recomendação personalizada de objetos de
aprendizagem considerando os estados afetivos
e o conhecimento do estudante**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências.

Área de concentração: Inteligência Artificial

Orientador: Luciano Vieira Lima

Uberlândia

2021

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

M528 2021	<p>Melo, Sara Luzia de, 1982- Arquitetura de um sistema tutor inteligente para recomendação personalizada de objetos de aprendizagem considerando os estados afetivos e o conhecimento do estudante [recurso eletrônico] / Sara Luzia de Melo. - 2021.</p> <p>Orientador: Luciano Vieira Lima . Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pós-graduação em Engenharia Elétrica. Modo de acesso: Internet. Disponível em: http://doi.org/10.14393/ufu.te.2021.559 Inclui bibliografia.</p> <p>1. Engenharia elétrica. I. , Luciano Vieira Lima, 1960- , (Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós-graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.</p> <p>CDU: 621.3</p>
--------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
 Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 3N - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902
 Telefone: (34) 3239-4707 - www.posgrad.feelt.ufu.br - copel@ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Elétrica				
Defesa de:	Tese de Doutorado, 290, PPGEELT				
Data:	Vinte e quatro de setembro de dois mil e vinte e um	Hora de início:	14:00	Hora de encerramento:	18:00
Matrícula do Discente:	11723EEL006				
Nome do Discente:	Sara Luzia de Melo				
Título do Trabalho:	Arquitetura de um sistema tutor inteligente para recomendação personalizada de objetos de aprendizagem considerando os estados afetivos e o conhecimento do estudante.				
Área de concentração:	Processamento da informação				
Linha de pesquisa:	Inteligência Artificial				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	Título do projeto: INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E NEUROCIÊNCIA APLICADA AO ENSINO E APRENDIZADO REMOTO OU PRESENCIAL, ASSISTIVO OU NÃO. Coordenador do projeto: Luciano Vieira Lima. Agência financiadora: Não há. Número do processo na agência financiadora: Não há. Vigência do projeto: 2004-atual				

Reuniu-se por meio de videoconferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, assim composta: Professores Doutores: José Eduardo Ferreira Lopes - FAGEN/UFU; Rafael Dias Araújo - FACOM/UFU; Leiliane Pereira de Rezende - UTFPR; Franciny Medeiros Barreto - UFJ; Luciano Vieira Lima - FEELT/UFU, orientador(a) do(a) candidato(a).

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

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

Aprovado(a).

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

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

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



Documento assinado eletronicamente por **Leiliane Pereira de Rezende, Usuário Externo**, em 24/09/2021, às 17:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Franciny Medeiros Barreto, Usuário Externo**, em 24/09/2021, às 17:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **José Eduardo Ferreira Lopes, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/09/2021, às 17:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rafael Dias Araújo, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/09/2021, às 17:55, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Vieira Lima, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/09/2021, às 18:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3061421** e o código CRC **2D6D62FE**.

Aos meus pais, Antônio Gonçalves de Melo e Maria Helena de Melo, pelo amor incondicional, apoio e compreensão em todos o momentos da minha vida.

Agradecimentos

Há alguns anos sonhei em ser professora e contribuir com pesquisa na área de Informática na Educação. Decidi então seguir meu sonho e iniciar minha jornada acadêmica. Neste período tive o privilégio de contar e encontrar com pessoas incríveis que contribuíram, direta ou indiretamente, para a realização desse sonho. Serei eternamente grata...

A Deus, por ser maravilhoso e me mostrar que sempre devo buscar e persistir naquilo em que eu acredito.

À Nossa Senhora, minha mãezinha do céu, por acalmar meu coração durante à espera do tempo Deus.

Aos meus pais, Antônio Gonçalves de Melo e Maria Helena de Melo, pela dedicação, inspiração, motivação e confiança. Vocês são meu tesouro!

Aos meus irmãos, Marcelo Aparecido de Melo, Flávio Ademir de Melo, Thaís Aparecida de Melo e Matheus Albuquerque de Melo, pelo carinho e apoio de sempre.

Ao meu noivo, Daniel Leonardo, pelo amor, carinho, compreensão e toda ajuda na finalização deste trabalho.

Aos meus sobrinhos e afilhados por compreenderem a minha ausência durante minha trajetória acadêmica.

À minha amada tia Margarida (*In Memoriam*), por me mostrar que mesmo em momentos difíceis devemos sempre ter um sorriso no rosto.

Ao meu orientador, Luciano Vieira Lima, pelos ensinamentos, amizade e orientação.

Aos queridos: Dona Fátima, Régis, Adilmar, Claud, Fran, Leili, Clarimundo, Tiago Ismaier, Mauro, Mislene, Mirian, Jean, Cláudio, Cleon, New. Obrigada pela amizade, incentivo e parcerias científicas.

Aos amigos do laboratório LINA e aos amigos dos laboratórios da FACOM/UFU.

Aos secretários da FACOM e FEELT, Erisvaldo Fialho, Sônia Miguel e Caio César, pela disponibilidade, atenção e competência.

Aos professores membros da banca examinadora por suas valiosas contribuições.

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

*“O sucesso nasce do querer, da determinação e persistência em se chegar a um objetivo.
Mesmo não atingindo o alvo, quem busca e vence obstáculos, no mínimo fará coisas
admiráveis.”*
(José de Alencar)

Resumo

Este trabalho propõe uma arquitetura de um Sistema Tutor Inteligente baseada na Teoria dos Mapas de Conhecimentos Estruturados e Método de Memorização Exponencial e Efetivo na Base Binária para personalização dos objetos de aprendizagem oferecidos ao estudante. Para isto, pretende que a interface do professor seja inserida na arquitetura do sistema. O sequenciamento adaptativo do curso é realizado por meio da teoria dos Mapas de Conhecimentos Estruturados, no qual o professor será responsável por especificar os conceitos e conhecimentos mínimos necessários para a compreensão de cada item da matriz curricular. Na interface do estudante, com o objetivo de evitar a sobrecarga cognitiva, o sistema efetuará o mapeamento das dúvidas de pré-requisitos de conceitos e conhecimentos e, em seguida, apresentará os objetos de aprendizagem, em diferentes formatos, de acordo com às necessidades de aprendizagem do estudante. Outro problema investigado neste trabalho é a adaptabilidade das estratégias pedagógicas em ambientes computacionais de aprendizagem. Ao considerar as características individuais do estudante no processo cognitivo, o modelo do estudante desta abordagem, além do conhecimento, inclui o perfil afetivo do estudante que contém informações sobre emoções e traços de personalidade. Assim, a adaptação das instruções e/ou motivação acontece considerando os diferentes perfis de personalidade com intuito de aproximar o estudante da emoção que estimule suas habilidades de aprendizagem. Desse modo, por meio das informações contidas no Modelo do Estudante e no Modelo de Domínio, ao detectar que o estudante encontra-se em um ciclo improdutivo de aprendizagem, bem como em uma emoção prejudicial ao aprendizado, o Módulo Pedagógico executará instruções personalizadas ao conhecimento prévio e perfil afetivo do estudante.

Palavras-chave: Sistemas Tutores Inteligentes. Computação Afetiva. Personalidade. Planejamento Adaptativo do Curso. Instrução Adaptativa. Informática na Educação.

Abstract

This work proposes an architecture of an Intelligent Tutoring System based on the Theory of Structured Knowledge Maps and on the Effective Exponential Memorization Method in the Binary Base to customize the learning objects suggested to the student. Thereunto, it is proposed to include the teacher interface in the system architecture. The adaptive sequencing of the course is carried out through the theory of Structured Knowledge Maps, in which the teacher is responsible for specifying the minimum concepts and knowledge needed to understand each item in the syllabus. In the student interface, in order to avoid cognitive overload, the system maps the doubts related to prerequisites of concepts and knowledge, and then presents the learning objects, in different formats, according to the learning needs of the student. Another problem investigated in this work is the adaptability of pedagogical strategies in computational learning environments. When considering the student's personal characteristics in the cognitive process, the student model of this approach, in addition to the knowledge, includes the student's affective profile that contains information about emotions and personality attributes. Thus, the adaptation of instructions and/or motivation takes place considering the different personality profiles, in order to bring the student closer to the emotion that stimulates their learning skills. Therefore, through the information contained in the Student Model and the Domain Model, upon detecting that the student is in an unproductive learning cycle, as well as in an emotion that is detrimental to the learning process, the Pedagogical Module executes instructions personalized to the student's prior knowledge and affective profile.

Keywords: Intelligent Tutoring Systems. Affective Computing. Personality. Adaptive Course Planning. Adaptive Instruction. Informatics in Education.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Novo conhecimento implica em nova área de ignorância na estrutura dos MCE	28
Figura 2 – Curva do esquecimento e a retenção do conhecimento em relação ao tempo	30
Figura 3 – Áreas de conhecimento integradas em STI	36
Figura 4 – Arquitetura Clássica de um STI	37
Figura 5 – Neurônio Artificial	39
Figura 6 – Arquitetura de uma <i>Perceptron</i> Múltiplas Camadas - MLP	40
Figura 7 – Visão Geral do STI-Lina	52
Figura 8 – Modelagem de processos STI-Lina	56
Figura 9 – Resultados da AFE para o questionário Perfis de Personalidade	61
Figura 10 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 1.000 amostras.	64
Figura 11 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 1.000 amostras.	65
Figura 12 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 5.000 amostras.	65
Figura 13 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 5.000 amostras.	66

Figura 14 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 10.000 amostras.	66
Figura 15 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 10.000 amostras.	67
Figura 16 – Sequenciamento curricular da disciplina Análise Financeira	72
Figura 17 – Tela de cadastro da disciplina - Interface Professor	74
Figura 18 – Tela estruturação do conteúdo educacional - Interface Professor	75
Figura 19 – Tela gerenciamento da disciplina - Interface Professor	76
Figura 20 – Tela estruturação do curso e comparação dos caminhos de aprendizagem	77
Figura 21 – Questionário Perfil de Personalidade - Interface Estudante	78
Figura 22 – Mapeamento dos pré-requisitos de conceitos e conhecimentos	78

Lista de tabelas

Tabela 1 – Emoções primárias e seus disparadores comportamentais.	32
Tabela 2 – Os nove perfis de personalidade	33
Tabela 3 – Questionário Perfis de Personalidade elaborado por (MELO, 2016) . .	59
Tabela 4 – Distribuição da amostra por gênero	60
Tabela 5 – Distribuição da amostra por curso	60
Tabela 6 – Questionário Perfis de Personalidade reduzido pela AFE	62
Tabela 7 – Conjuntos de Treinamento (CT) e quantidade (n) de exemplos	63
Tabela 8 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 1.000 exemplos para treinamento da RNA	68
Tabela 9 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 2.000 exemplos para treinamento da RNA	69
Tabela 10 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 5.000 exemplos para treinamento da RNA	69
Tabela 11 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 10.000 exemplos para treinamento da RNA	70
Tabela 12 – Estratégias pedagógicas considerando os MCE, emoções e personalidade	71
Tabela 13 – Resultados da aplicação dos MCE na Disciplina Análise Financeira . .	73

Lista de siglas

AFE Análise Fatorial Exploratória

IRA Intervalo de Reforço do Aprendizado

ITA *Intelligent Teaching Assistant*

MCE Mapas de Conhecimentos Estruturados

ME Modelo do Estudante

MLP *Perceptron* Múltiplas Camadas

MMEEBB Método de Memorização Exponencial Efetivo da Base Binária

RNA Rede Neural Artificial

SCA Sequenciamento Curricular Adaptativo

STI Sistemas Tutores Inteligentes

TAQ Tabela de Avaliação Qualitativa

Sumário

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	Objetivos e Desafios da Pesquisa	24
1.2	Hipóteses	25
1.3	Organização do Documento de Tese	26
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
2.1	Mapas de Conhecimentos Estruturados	27
2.2	Método de Memorização Exponencial Efetivo na Base Binária	29
2.3	Emoções e Aprendizagem	31
2.4	Teoria Perfis de Personalidade	33
2.5	Sistemas Tutores Inteligentes	36
2.6	Redes Neurais <i>Perceptron</i> Múltiplas Camadas	39
3	TRABALHOS CORRELATOS	43
3.1	Recomendação dos Objetos de Aprendizagem em STI	43
3.2	Integração do Módulo Professor em STI	46
3.3	Estados Afetivos e Motivação em STI	48
3.4	Síntese dos Trabalhos Correlatos	50
4	STI-LINA: SISTEMA ADAPTATIVO AO CURSO E PERSONALIZADO AO ESTUDANTE	51
4.1	Perfil Afetivo do Estudante	58
4.1.1	Redução do Questionário Perfis de Personalidade	58
4.1.2	Análise Comparativa da Classificação dos Perfis de Personalidade	63
4.1.3	Especificação das Estratégias Pedagógicas	71
4.2	Aplicação dos MCE em Análise Financeira	72
4.3	Interface do Professor	74
4.4	Interface do Estudante	77

5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	81
5.1	Contribuições e Trabalhos Futuros	82
5.2	Produções Bibliográficas	84
	REFERÊNCIAS	87

	APÊNDICES	95
--	-----------	----

Introdução

Sistemas Tutores Inteligentes (STI) são aplicações educacionais que utilizam técnicas de Inteligência Artificial com a finalidade de fornecer instruções personalizadas ao estudante e, conseqüentemente, proporcionar uma solução eficiente aos problemas de ensino e aprendizagem. A arquitetura clássica de um STI, conforme exposta por (SANI; ARIS, 2014), é composta por três módulos principais, sendo eles, Modelo do Estudante (características individuais do aprendiz), Módulo Pedagógico (como ensinar) e Modelo de Domínio (o que ensinar). Além disso, possui o ambiente de interação usuário/sistema, denominado Módulo Interface, responsável pela interação do sistema com o estudante. Um estudo feito no trabalho de (DERMEVAL et al., 2018) observou que pesquisas sobre STI se concentram na modelagem do Modelo do Estudante e/ou do Módulo Pedagógico.

A modelagem dos STI tem como principal objetivo adaptar o conteúdo de aprendizagem de acordo com as preferências dos estudantes, estilos de aprendizagem, nível de conhecimento, dentre outras características especificadas no Modelo do Estudante (BRUSILOVSKY, 2003). Contudo, alguns ambientes computacionais de aprendizagem possuem problemas de inconsistência nos conjuntos de regras do modelo de adaptação, resultando, por exemplo, em falhas conceituais na sequência dos objetos de aprendizagem oferecidos ao estudante. Sendo assim, os STI necessitam incluir métodos com a finalidade de efetuar a determinação e o gerenciamento dos conteúdos educacionais (KARAMPIPERIS; SAMPSON, 2005), (VENUGOPALAN; SRINATH; RODRIGUES, 2016).

Um sistema adaptativo eficaz precisa evitar caminhos únicos de aprendizagem (NAFEA; SIEWE; HE, 2018). Para isto, recomenda-se apresentar uma sequência de materiais de aprendizagem, em ordem apropriada, correspondente às necessidades e ao conhecimento do estudante. O Sequenciamento Curricular Adaptativo (SCA) possibilita indicar um caminho de aprendizagem personalizado ao estudante. Entretanto, o problema do SCA apresenta algumas questões, dentre as quais destacam-se: ajustar o aprendizado conforme o conhecimento prévio do estudante, como também compreender uma sequência de conteúdo, por meio dos conceitos definidos, conforme o perfil e nível de habilidade de cada estudante (DWIVEDI; KANT; BHARADWAJ, 2018), (AQUINO et al., 2020).

Além da adaptação dos recursos educacionais, a construção de um ambiente propício à aprendizagem necessita integrar à arquitetura do STI informações referentes aos aspectos emocionais, motivacionais e pedagógicos (RODRIGUES; CARVALHO, 2005). Isto se deve ao fato de que as emoções interferem diretamente no processo de ensino e aprendizagem. Estudantes que encontram-se em uma emoção prejudicial ao aprendizado, não conseguem assimilar, da melhor maneira possível, o conteúdo que lhes é proposto. No entanto, para (CHABOT et al., 2005) e (DWECK, 2013), estudantes que encontram-se em uma emoção favorável ao aprendizado têm um maior interesse no conteúdo de aprendizagem, como também ocorre um aumento na memorização dos itens compreendidos.

Segundo (CHABOT et al., 2005), as seis emoções básicas expressas pelos seres humanos são denominadas de emoções primárias e foram classificadas por: alegria, tristeza, surpresa, medo, desprezo e raiva. No âmbito acadêmico, essas emoções foram divididas em duas classes: emoções positivas e emoções negativas ao aprendizado. Dentre essas seis emoções, apenas a emoção alegria é considerada um estado afetivo ideal ao aprendizado tornando-se responsável por estimular as habilidades de aprendizagem do estudante. As outras cinco emoções, exceto em certas circunstâncias, a surpresa, são emoções que afetam, além da percepção, a atenção e o raciocínio do estudante.

Similarmente às emoções, a motivação oferecida ao estudante também é um fator fundamental para o sucesso na aprendizagem. No entanto, a utilização da mesma estratégia pedagógica não produz efeito satisfatório para todos estudantes (STIPEK, 2002), (GIRAFFA; VICCARI, 1999), (CHABOT et al., 2005). A personalização de ambientes computacionais de aprendizagem está entre as áreas de pesquisa mais importantes na educação baseada em computador. Todavia, estes ambientes devem rastrear, com precisão, as atividades dos estudantes, monitorar suas características e elaborar intervenções e/ou estímulos conforme estratégias pedagógicas eficientes. Desse modo, além adaptação do material de aprendizagem, julga-se necessário fornecer instruções adaptadas ao estudante, considerando suas características individuais, responsáveis por otimizar o ganho de aprendizagem (WOOLF, 2010), (NARCISS et al., 2014), (TRUONG, 2016). Nesta perspectiva, foram elaborados os objetivos desta tese de doutorado definidos a seguir.

1.1 Objetivos e Desafios da Pesquisa

O objetivo deste trabalho é determinar uma abordagem abrangente de um Sistema Tutor Inteligente para estruturar o sequenciamento adaptativo de um curso e, por meio dessas informações, recomendar conteúdos didáticos personalizados às necessidades de aprendizagem de cada estudante. Além disso, são considerados também fatores emocionais e traços de personalidade, a fim de customizar os aspectos motivacionais oferecidos ao estudante durante o processo cognitivo.

Para alcançar este objetivo, são necessários satisfazer os seguintes objetivos específicos:

1. Determinar e modelar integralmente os módulos que compõem a arquitetura clássica de um Sistema Tutor Inteligente e, além disso, incluir o módulo professor e sua interface com a finalidade de efetuar o gerenciamento dos recursos educacionais;
2. Utilizar a teoria Mapas de Conhecimentos Estruturados (MCE) para modelar o Módulo de Domínio e produzir a seleção dos itens necessários para a adaptação curricular;
3. Implementar o módulo professor com intuito de definir a estrutura pedagógica de conceitos e conhecimentos, bem como o gerenciamento da inserção dos objetos de aprendizagem, em diferentes formatos, para cada item da matriz curricular;
4. Desenvolver na interface do estudante o módulo recomendação de objetos de aprendizagem responsável por apresentar os objetos de aprendizagem que contém os conceitos e/ou conhecimentos relacionados ao conhecimento de cada estudante;
5. Reduzir o questionário perfis de personalidade, elaborado na pesquisa de (MELO, 2016), para realizar a simulação da classificação dos nove perfis de personalidade, utilizando técnicas de Inteligência Artificial;
6. Efetuar uma análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade, como também efetuar a validação da classificação do perfil de personalidade utilizando Redes Neurais Artificiais;
7. Observar e detalhar as estratégias pedagógicas definidas pela técnica Árvore de Decisão descrita no trabalho de (MELO, 2016), e associar essas estratégias com a teoria dos MCE, com intuito de proporcionar instrução adaptativa ao estudante, com base na dinâmica emocional de cada perfil de personalidade.

1.2 Hipóteses

Este trabalho está direcionado pelas seguintes hipóteses:

- É possível definir uma abordagem de um sistema adaptativo e inteligente para educação que inclua a interface do professor em sua arquitetura, a fim de correlacionar os conceitos e conhecimentos mínimos necessários para compreensão de cada item da matriz curricular, possibilitando, assim, organizar e armazenar os conteúdos de aprendizagem de um determinado curso.
- É possível recomendar ao estudante exclusivamente os objetos de aprendizagem responsáveis por sanar suas dúvidas de aprendizagem e, consequentemente, impedir a carga cognitiva. Amparado pela metodologia dos Mapas de Conhecimentos Estruturados é possível mapear os conceitos e conhecimentos necessários da categoria estudante com a categoria professor.

- ❑ É possível desenvolver o perfil afetivo do estudante de acordo com suas emoções e traços de personalidade. Por meio dessas informações, é possível especificar as melhores estratégias pedagógicas oferecidas ao estudante. Assim, caso o estudante encontre-se em um ciclo improdutivo de aprendizagem, bem como em uma emoção prejudicial ao processo cognitivo, o Módulo Pedagógico fornecerá instruções personalizadas ao estudante, com base no seu perfil afetivo e conhecimento.
- ❑ As respostas obtidas no questionário sobre os perfis de personalidade possibilita realizar uma análise estatística dos dados e, em seguida, efetuar uma redução das afirmativas que compõem o questionário inicial. Por meio das técnicas de Inteligência Artificial, mais precisamente Redes Neurais Artificiais, é possível classificar os nove perfis de personalidade no ambiente computacional de aprendizagem.

1.3 Organização do Documento de Tese

Este documento está estruturado da seguinte forma:

- ❑ **Capítulo 1:** apresentou brevemente as questões de pesquisa desta tese, juntamente com os objetivos e hipóteses;
- ❑ **Capítulo 2:** apresenta os conceitos teóricos necessários para o entendimento dos métodos propostos por esta pesquisa;
- ❑ **Capítulo 3:** tem como objetivo apresentar a literatura correlata a este trabalho. Neste capítulo serão detalhados três tópicos observados para adaptação dos objetos de aprendizagem e efetivação do conhecimento;
- ❑ **Capítulo 4:** apresenta a arquitetura do Sistema Tutor Inteligente, sua modelagem e características. Além disso, serão apresentados os resultados obtidos para a classificação dos traços de personalidade do estudante. Ainda como resultados desta pesquisa, serão detalhadas as estratégias pedagógicas para cada perfil de personalidade e a validação dos métodos que amparam a abordagem proposta;
- ❑ **Capítulo 5:** são exibidas as considerações finais, as principais contribuições, os trabalhos futuros e as contribuições bibliográficas.

Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta os conceitos teóricos para compreender a abordagem proposta nesta tese. As Seções 2.1 e 2.2 descrevem os métodos utilizados para a recomendação personalizada dos objetos de aprendizagem de acordo com o conhecimento prévio do estudante. As Seções 2.3 e 2.4 apresentam as teorias afetivas utilizadas para a personalização dos aspectos motivacionais em ambientes computacionais de ensino. Na Seção 2.5 são apresentados os módulos que compõem a arquitetura clássica em Sistemas Tutores Inteligentes. E, por fim, a Seção 2.6 descreve a técnica de Inteligência Artificial utilizada para identificação automática dos perfis de personalidade.

2.1 Mapas de Conhecimentos Estruturados

A Teoria das Categorias (EILENBERG; MACLANE, 1945) possibilita levantar questões sobre epistemologia e ontologias matemáticas. Sendo assim, é uma generalização da teoria dos conjuntos. A metodologia dos Mapas de Conhecimentos Estruturados (MCE) baseia-se matematicamente na Teoria das Categorias e Funtores. Assim, a estrutura dos MCE, conforme demonstrada por (FILHO, 2013), é composta pelas seguintes definições:

1. **Categorias:** indivíduos envolvidos nos processos;
2. **Objetos:** conceitos e definições existentes no domínio que deseja ensinar;
3. **Morfismos:** métodos, ações, aplicações de como manipular os conceitos e definições que estão envolvidos no processo de transmissão do conhecimento em questão;
4. **Funtores:** efetiva a adaptação dos objetos e morfismos preexistentes na categoria estudante para adquirir ou transformar um novo conhecimento.

Neste contexto, para uma construção efetiva do conhecimento durante o processo de ensino e aprendizagem, a metodologia MCE propõe efetuar um mapeamento da categoria

do professor na categoria do estudante, através do Funtor. Contudo, durante a transmissão do conhecimento, preservam-se as estruturas da categoria estudante. Além disso, vale ressaltar que, nesta metodologia, *conceitos* são palavras que não carecem de ações para serem assimiladas, como por exemplo, definições, verbetes em um dicionário, enciclopédia ou afins. No entanto, os *conhecimentos* são os morfismos que são transmitidos como ações para alcançar os objetivos do curso. Segundo (FILHO, 2013), para implementar um Funtor entre duas categorias, deve-se cumprir a exigência mínima de que as duas categorias possuam objetos e morfismos equivalentes.

O objetivo do Funtor é, então, garantir a transmissão do conhecimento (aprendizagem) entre as categorias (professor e estudante). Para isto, o ideal é que o conhecimento inicial seja o mais básico possível. A transferência do conhecimento será realizada quando o estudante possuir uma subcategoria com objetos e morfismos mínimos, estabelecidos pelo professor, e uma base sólida para que o Funtor se estabeleça entre o estudante e o professor e, conseqüentemente, promova a efetivação do aprendizado (COSTA et al., 2016).

Além disso, os MCE possuem uma ferramenta de avaliação, denominada Tabela de Avaliação Qualitativa (TAQ), responsável pela identificação dos pré-requisitos de objetos (conceitos e definições) e morfismos (conhecimentos) que possam existir na categoria estudante. Durante a transmissão do conhecimento pode haver dúvidas em relação aos conceitos e conhecimentos, esta etapa é denominada área da ignorância, ilustrada na Figura 1, onde o raio representa o conhecimento e a área representa as dúvidas que este raio desperta no estudante.

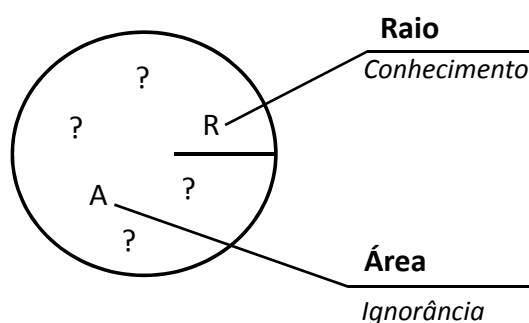


Figura 1 – Novo conhecimento implica em nova área de ignorância na estrutura dos MCE

Adaptado de: (FERREIRA et al., 2014)

Na Figura 1, é possível observar que o raio de conhecimento determina o conteúdo a ser ensinado ou transmitido ao estudante. Este conteúdo exige conceitos que precisam ser adquiridos antes de aumentar o raio de conhecimento e avançar o conteúdo. As dúvidas do estudante são consideradas como pontos de ignorância que representa a ausência de determinado conhecimento ou conceito. Assim, faz-se necessário um levantamento sobre o nível de informação existente na categoria receptora do conteúdo (COSTA et al., 2016).

Basicamente, na estrutura dos MCE, para cada novo conhecimento (estabelecido pelo Funtor) define os conceitos e ferramentas do aprendiz (objetos), bem como o domínio do uso de tais ferramentas básicas (morfismos). Se na categoria do estudante faltar um objeto (desconhecimento de conceitos) ou um morfismo (saber manipular os objetos), a aplicação do Funtor (transmissão do novo conhecimento) não terá sucesso (FILHO, 2013).

Dessa maneira, ao utilizar os MCE o estudante nunca avança no aprendizado de um novo conhecimento sem que antes não tenha aprendido o conhecimento precedente. A passagem do conhecimento, segundo (COSTA et al., 2016), só será efetivada quando o estudante tiver, em uma subcategoria de si mesmo, os mesmos objetos e morfismos existentes na categoria professor, relacionada apenas ao que se deseja ensinar no momento. Satisfazendo tal exigência, um Funtor pode ser estabelecido entre as categorias promovendo o mapeamento correto dos conhecimentos entre professor e estudante e, em seguida, a transferência de um novo conhecimento.

É importante salientar que nos MCE evita-se a inserção de objetos e morfismos que possam confundir o estudante, ou seja, para cada módulo do curso são inseridos apenas os objetos e morfismos em uma subcategoria que pertencem ao domínio específico do conhecimento naquele instante. Além disso, em situações que exigem transmissão de conhecimento de forma constante para alcançar um objetivo por um longo período, propõe-se adotar um método de memorização do conteúdo assimilado. Assim, o aprendizado será memorizado, garantindo que o estudante não se perca no caminho da aprendizagem e/ ou não converta aquele conhecimento em pontos de ignorância que prejudique-o em determinado módulo do curso (FERREIRA et al., 2014).

2.2 Método de Memorização Exponencial Efetivo na Base Binária

Aprender novos conhecimentos e memorizá-los pode ser um grande desafio para a capacidade humana. A teoria de (MILLER, 1956) indica que a memória do ser humano tem a capacidade de armazenar no máximo entre 5 a 9 informações a curto prazo. Segundo (MILLER, 1956), quando há excesso de informação tem-se maior probabilidade de cometer erros e má retenção do conhecimento. No entanto, para (COWAN, 2001), o limite de armazenamento de informação, que não comprometam o raciocínio e a aprendizagem, não deve ultrapassar de 3 a 5 informações ao mesmo tempo.

Seguindo os MCE, o processo cognitivo identifica as variáveis escondidas (dúvidas) de cada estudante, avança um conhecimento por vez e, como resultado, garante que não haja a sobrecarga cognitiva (excesso de informação). Assim, obedecendo o limite de informação exposto por (MILLER, 1956), o estudante poderá receber mais de uma informação ao mesmo tempo, no entanto, é necessário que apenas uma informação seja relacionada a

cognição, e o restante da informação seja apenas recordação de algo já consolidado pelo estudante.

A curva do esquecimento de (EBBINGHAUS, 1964) constata e demonstra uma forte correlação entre aprendizado, memória e tempo. A fórmula matemática de Ebbinghaus, descreve a taxa do esquecimento, e como isto ocorre após ter conhecido um determinado conteúdo e/ou informação (CHUN; HEO, 2018). A redução do conhecimento em relação ao tempo, conforme ilustrada na Figura 2, representa a curva do esquecimento quando não há mais contato com o conteúdo compreendido.

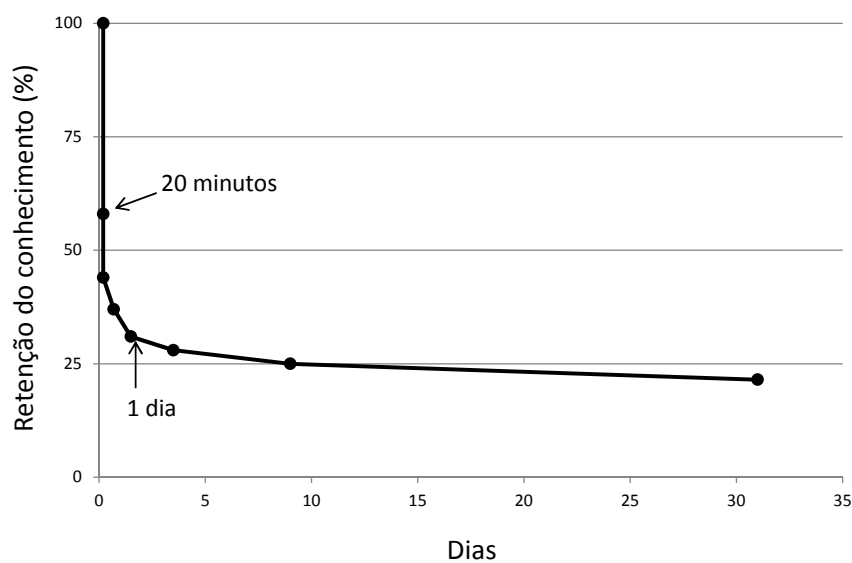


Figura 2 – Curva do esquecimento e a retenção do conhecimento em relação ao tempo

Adaptado de: (FERREIRA et al., 2014)

Na Figura 2, observa-se que a retenção do conhecimento diminui praticamente em 50% após vinte minutos da emissão do conhecimento. Ainda na Figura 2, note-se que após 31 dias, no melhor dos casos, o indivíduo permanece apenas com 21% do conhecimento compreendido. Dessa forma, para manter uma taxa significativa da retenção do conhecimento, deve-se aplicar técnicas de memorização no processo de ensino e aprendizagem.

Assim sendo, o Método de Memorização Exponencial Efetivo da Base Binária (MMEEBB), cuja metodologia considera a curva de Ebbinghaus, fundamenta-se o tempo necessário para recordação de um conhecimento adquirido. No MMEEBB, propõe-se um reforço conceitual em intervalos de tempo, em dias, para garantir que o conhecimento seja memorizado pelo estudante (categoria receptora). Segundo (COSTA et al., 2016), a cada processo de recordação, há um decréscimo de 20% no esforço em reaprender. Se em um primeiro momento há um esforço cognitivo de 100%, em uma primeira revisão haverá um esforço de apenas 80%, em uma terceira revisão haverá um decréscimo de 20% do esforço

sobre os 80%. Assim, chegou-se na taxa Intervalo de Reforço do Aprendizado (IRA) que é igual a 2^n com $n = [0, 1, 2, 3..13]$, representando os dias.

Nesta metodologia, para cada conteúdo assimilado pelo estudante, aplica-se a taxa IRA com o objetivo de consolidar o conteúdo que lhe foi exposto. Supondo-se que o estudante aprendeu um novo conhecimento hoje, de acordo com a taxa IRA, ele deverá recordar este conhecimento no intervalo de um dia, depois dois dias, quatro dias, oito dias, dezesseis dias, um mês, dois meses, etc.. Observa-se que o estudante viver por 100 anos ele terá que recordar o conhecimento compreendido, no máximo, 13 vezes e, em cada recordação, obedece os intervalos da taxa IRA. Feito isto, o MMEEBB garante que o conhecimento seja retido na memória, sem perdas de informação.

2.3 Emoções e Aprendizagem

Os dois principais processos que envolvem a aprendizagem são: raciocínio e memorização. No processo cognitivo, o raciocínio é desenvolvido durante tarefas cognitivas em que o estudante tenta resolver um problema por meio de deduções ou induções. Caso um novo conhecimento seja compreendido, então o conhecimento será memorizado na memória de longo prazo do aprendiz. Além disso, pesquisas em neurociências, educação e psicologia têm mostrado que as emoções desempenham um papel fundamental no sucesso do ensino e aprendizado (DAMASIO, 2002), (FRASSON; CHALFOUN, 2010).

As emoções são definidas como respostas organizadas a determinado estímulo ou situações relevantes para avaliação de um evento de maior importância. Essas respostas ocorrem no indivíduo depois de atravessarem fronteiras dos sistemas psicológicos, cognitivos, motivacionais e experimentais. Por meio das emoções experimentadas, as respostas a determinado evento, seja interno ou externo, têm significados positivos ou negativos (SALOVEY; MAYER, 1990), (SCHERER, 2005), (BERG, 2013). Além da memorização e raciocínio, as emoções influenciam no processo cognitivo, de maneira positiva ou negativa, na percepção, atenção, aprendizagem e resolução de problemas (TYNG et al., 2017).

Há três classes emocionais responsáveis por induzir comportamentos na aprendizagem, sendo elas: emoções primárias, emoções secundárias e emoções de plano de fundo. As emoções primárias, também conhecidas por emoções básicas (alegria, tristeza, raiva, medo, desgosto e surpresa), são consideradas como uma matéria-prima, a partir da qual pode-se fabricar as outras duas classes de emoções. Por meio das emoções primárias, são constituídas as emoções secundárias – que são provocadas pela experiência adquirida e tem duração maior que as emoções primárias –, e podem ser definidas como o orgulho ou a vergonha, por exemplo. Na terceira classe, tem-se as emoções de plano de fundo, as emoções desta classe estão relacionadas com o bem estar, a calma, a tensão, dentre outras (CHABOT et al., 2005). A Tabela 1 exhibe alguns impactos que as emoções primárias induzem no estudante durante o processo de ensino e aprendizagem.

Tabela 1 – Emoções primárias e seus disparadores comportamentais.

Disparadores	Emoções	Comportamentos
Ameaça	Medo	Fuga
Obstáculo	Raiva	Ataque
Perda	Tristeza	Retraimento
Situação aversiva	Desprezo	Rejeição
Situação inesperada	Surpresa	Orientação
Situação desejada	Alegria	Aproximação

Fonte: (CHABOT et al., 2005)

Ao analisar a Tabela 1, é possível observar que a emoção alegria dispara comportamento favorável a aprendizagem, sendo a única emoção, exceto em certas circunstâncias a emoção surpresa, responsável por impulsionar comportamentos positivos no estudante (CHABOT et al., 2005). No entanto, durante o processo de ensino e aprendizagem, estudantes experimentam diversas emoções, como por exemplo, um estudante pode ficar feliz ao deparar-se com um conteúdo didático ou ficar surpreso ao descobrir uma nova solução para determinado problema ou sentir tédio durante uma aula, dentre outros estados afetivos. Além disso, o estudante pode trazer emoções, positivas ou negativas, de sua vida particular para o processo de ensino e aprendizagem (PEKRUN; LINNENBRINK-GARCIA, 2012), (DWECK, 2013), (REIS, 2019).

Com a finalidade de auxiliar os estudantes a lidarem com as emoções negativas, como também vivenciar emoções positivas durante o processo cognitivo, pesquisas têm focado na regulação emocional no decorrer da transmissão do conhecimento com o suporte computacional. Resumidamente, a regulação emocional ou gestão das emoções pode ser definida como a capacidade de reduzir a experiência das emoções negativas, bem como a capacidade de mudar o estado emocional do estudante conforme estratégias pedagógicas responsáveis por aproximar e/ou manter o estudante na emoção que estimula suas habilidades de aprendizagem (MALEKZADEH; MUSTAFA; LAHSASNA, 2015), (ARGUEDAS; DARADOUMIS; XHAFA, 2016), (REIS, 2019).

Tendo em consideração que as emoções interferem diretamente no processo cognitivo, um ambiente computacional para educação deve ser capaz de verificar as emoções do estudante durante todo o processo de ensino e aprendizagem e, em seguida, fornecer estratégias pedagógicas apropriadas ao estado emocional de cada estudante, principalmente em relação às emoções negativas ao aprendizado (ARGUEDAS; DARADOUMIS; XHAFA, 2016). Entretanto, segundo (MUKHOPADHYAY et al., 2020), existe uma carência de pesquisas na adaptação dos componentes motivacionais conforme as mudanças do estado emocional do estudante, comportamentos e suas características individuais.

2.4 Teoria Perfis de Personalidade

O campo da personalidade refere-se às particularidades e diferenças do indivíduo. Na literatura existem várias teorias que abordam a definição da personalidade e seus aspectos. Dentre elas, a teoria *Big Five Factors* (JOHN; SRIVASTAVA, 1999), que identifica cinco traços de personalidade. O modelo de *Myers-Briggs Type Indicator* (MYERS; MC-CAULLEY; MOST, 1985) permite identificar dezesseis traços de personalidade. O modelo psicobiológico de (CLONINGER; SVRAKIC; PRZYBECK THOMAS, 1993) divide o campo personalidade em duas dimensões: A dimensão inata (temperamento) e a dimensão adquirida (caráter). Por meio do modelo de (CLONINGER; SVRAKIC; PRZYBECK THOMAS, 1993), (CHABOT et al., 2005) apresenta a teoria perfis de personalidade.

Na teoria perfis de personalidade são apresentadas três dimensões psicológicas: 1) a Busca do Novo - BN; 2) Evitamento da Punição e Dor - EPD; 3) Necessidade de Recompensa e Afeto - NRA. Em cada uma dessas dimensões são detalhadas características que definem o temperamento do indivíduo com ênfase na aprendizagem. Além disso, cada dimensão pode receber um valor – alto, médio ou baixo – que representa determinado nível de personalidade. A combinação dos níveis atribuídos às três dimensões psicológicas resulta em nove perfis de personalidade descritos por (CHABOT et al., 2005). A Tabela 2 exibe os perfis de personalidade, dimensões e níveis.

Tabela 2 – Os nove perfis de personalidade

Perfis de Personalidade	BN	EPD	NRA
Temerário	Alto	Baixo	Baixo
Teatral	Alto	Baixo	Alto
Excessivo	Alto	Alto	Baixo
Astucioso	Alto	Alto	Alto
Meticuloso	Baixo	Alto	Baixo
Afetivo	Baixo	Baixo	Alto
Dócil	Baixo	Alto	Alto
Eremita	Baixo	Baixo	Baixo
Flexível	Médio	Médio	Médio

Fonte: (CHABOT et al., 2005)

Observa-se na Tabela 2 que um estudante é considerado com o perfil *Temerário* se, e somente se, o agrupamento dos níveis BN, EPD e NRA forem atribuídos às dimensões com os valores alto, baixo e baixo, respectivamente. Para (CHABOT et al., 2005), o professor deve estimular no estudante: (i) o sentimento de competência, observando cada pequeno sucesso a fim de conduzi-lo ao resultado desejado e, (ii) encorajá-lo a enfrentar as dificuldades enfrentadas nas etapas do aprendizado. Assim, para cada perfil de personalidade, (CHABOT et al., 2005) definem a dinâmica emocional e suas particularidades descritas resumidamente a seguir.

1. **O Temerário:** um estudante temerário possui um nível muito baixo de necessidade de recompensa e de afeição, busca pouco o contato com o outro. Este estudante não interessa em estabelecer contato, porém, não tem dificuldade em expressar sua opinião ao ser questionado, muito menos em participar de atividades em equipe. Em geral, possui muita energia, mas cansa rapidamente caso o processo cognitivo seja entediante. A melhor maneira de prover o aprendizado deste estudante é estimulá-lo com novidades, no caso de trabalhos de pesquisa ou temáticos, além disso, é preciso encorajá-lo a buscar direções pouco ortodoxas.
2. **O Teatral:** é caracterizado por um nível alto de busca de novidade, um baixo nível de Evitamento da Punição e da Dor e uma alta necessidade de Recompensa e Afeição. Seu elevado nível de busca da novidade torna-o curioso e aberto de espírito. Para lidar com um estudante teatral é preciso intervir levando em conta seu temperamento paradoxal. O baixo nível de evitamento da punição e da dor torna-o pouco sensível às ameaças, pois ele não teme as punições nem suas consequências. A recompensa, ao contrário, funcionará. No entanto, apreciará a atenção recebida e reagirá sempre favorável a toda nova experiência.
3. **O Excessivo:** este perfil combina ao mesmo tempo traços elevados de busca de novidade e níveis altos de evitamento da punição e da dor. Neste sentido, um indivíduo Excessivo é atraído por toda novidade, porém é prudente e falta-lhe segurança. É difícil estabelecer comunicação com estudante deste perfil, assim o professor deve fazê-lo distinguir suas reações emocionais e as situações que precisa enfrentar. É preciso, de certo modo, ajudá-lo a relativizar as situações às quais ele reage fortemente. Outra característica é a receptividade a qualquer estímulo que possa surpreendê-lo, porém não reage positivamente às recompensas, nem à atenção dedicada a ele.
4. **O Astucioso:** caracteriza-se por um nível alto nas dimensões de Busca de Novidade, Evitamento da Punição e Dor e Necessidade de Recompensa e de Afeição. Como possui um elevado nível de desejo de recompensa e de afeto busca muito a aprovação dos outros. Contudo, seu nível também elevado de Evitamento da Punição e Dor torna-o muito prudente em suas relações. Para lidar com este perfil deve-se levar em consideração que novos estímulos funcionam muito bem, uma vez que este perfil é receptivo a tudo que pode estimulá-lo e/ou surpreendê-lo. É sensível às sanções, aos erros e aos riscos. E, reage positivamente às recompensas e atenção dedicadas à ele. No entanto, não suporta críticas.
5. **O Metuculoso:** com o baixo nível de busca pelo novo mesclado a um baixo nível de necessidade de recompensa e de afeto, estudantes deste perfil são reservados e introvertidos. O nível elevado de evitamento da punição e da dor explica a razão pela qual tal pessoa deseja fazer tudo de modo absolutamente correto. Quando precisa

tomar decisões, é indeciso, pois sente apreensão diante da possibilidade de cometer erros. Assim, como o perfil meticoloso não busca muito a novidade incomoda-o tudo que escapa ao hábito e à rotina. Uma maneira de motivar estudantes deste perfil é valorizar a qualidade de seu trabalho e estimular sua confiança e sua criatividade.

6. **O Afetivo:** esse perfil possui um nível baixo de busca de novidade, o que resulta pouca curiosidade, entusiasmo e uma atitude reflexiva. O baixo nível de evitamento da punição e da dor faz do afetivo alguém otimista. Seus laços afetivos refletem seu humor, assim, seu humor é ajustado conforme sua vida afetiva. O professor deve manter uma boa relação com o estudante deste perfil, pois o afetivo necessita estabelecer uma ligação com seu professor. Portanto, para motivá-lo, o estudante deve sentir que é valorizado e, sendo assim, ficará confiante durante o processo de ensino e aprendizado.
7. **O Dócil:** caracteriza-se por um alto nível de Evitamento da punição e da dor e Necessidade de recompensa e de afeição e um baixo nível de procura pelo novo. No aprendizado ele estará sempre de acordo e nunca opõe resistência ao que lhe seja proposto. Não quer se enganar (medo da punição), quer agradar a todos (necessidade afetiva) e refugia-se na familiaridade e na rotina (baixo nível de busca de novidade). Assim, como este perfil não busca muito a novidade, tudo que sai de seus hábitos e da rotina o incomoda. Além disso, torna-se sensível à punição, aos erros, mas reage positivamente às recompensas e à atenção que ele recebe.
8. **O Eremita:** é um raro perfil, caracterizado por um baixo nível em todas as três dimensões psicológicas. Estudantes classificados com esse perfil não buscam nem apreciam as relações próximas. Prefere atividades rotineiras, assim, tudo que sai de seus hábitos e de sua rotina o incomoda. Não teme a punição e as consequências, é insensível às sanções e às ameaças. Este perfil apenas interessa pela novidade. O professor precisa conhecer seus interesses, suas rotinas para que este estudante sinta-se bem no ambiente escolar e, através disso, adequar-se à sua personalidade.
9. **O Flexível:** possui um nível médio de busca de novidades, de evitamento da dor e da punição e de necessidade de recompensa e de afeição. Como seu nome indica, a personalidade flexível tem um perfil relativamente dócil, pois, tem uma dosagem média de cada um dos componentes da personalidade. O estudante desse perfil é maleável e aberto a diferentes abordagens. A estabilidade e a constância são suas principais qualidades. Não é explosivo, nem frio e distante. Gosta de novidades, mas nada em excesso. Reage normalmente à punição e apresenta um patamar de tolerância à dor bem equilibrado. Aprecia também a recompensa e as marcas de afeição, sem ser delas dependente.

Ao analisar os traços de personalidade dos nove perfis, pode-se observar as diferenças de um perfil para o outro. Há uma variedade de informações, descritas por (CHABOT et al., 2005), que caracterizam os níveis alto e baixo nas três dimensões presentes na teoria Perfis de Personalidade. Sendo assim, efetuar a classificação dos nove perfis de personalidade apenas pelo comportamento observável torna-se uma tarefa não trivial devido à complexidade de informações a serem observadas, medidas e, em seguida, agrupadas.

2.5 Sistemas Tutores Inteligentes

Sistemas Tutores Inteligentes (STI) são sistemas de tutoria baseados em computador, que incorporam técnicas de Inteligência Artificial, possibilitando a adaptação dinâmica do conteúdo de aprendizagem e aplicação de instruções oferecidas ao estudante de acordo com suas preferências e necessidades individuais (CHRYSAFIADI; VIRVOU, 2015). Segundo (MITCHELL; GROGONO, 1993), um STI deve ser capaz de envolver uma discussão com o estudante referente aos tópicos de aprendizagem, apresentar onde encontram-se as informações relevantes a um determinado conteúdo e definir os recursos pedagógicos adequados a cada estudante. Além disso, é necessário oferecer ao estudante sugestões sobre a maneira de abordar uma determinada tarefa de aprendizagem, como por exemplo, sugestões de estudo e estratégias de motivação ao estudante.

Na modelagem de um STI, são utilizadas diferentes áreas de conhecimento, que contribuem para a construção de um ambiente de ensino adaptável e personalizado que se interceptam conforme a Figura 3.

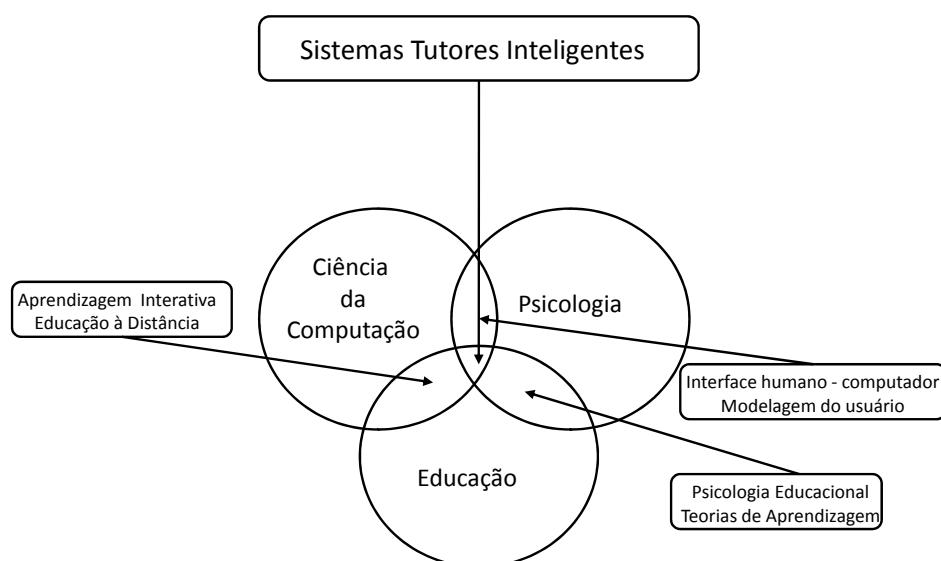


Figura 3 – Áreas de conhecimento integradas em STI

Adaptado de: (WOOLF, 2010)

A agregação das áreas de Ciência da Computação, Psicologia e Educação pode representar o que, quando e como ensinar. A Ciência da Computação, mais precisamente a Inteligência Artificial, fornece técnicas e procedimentos responsáveis por integrar inteligência nesses ambientes computacionais, a Psicologia, aborda como as pessoas pensam e aprendem e a Educação centra na melhor forma de apoio ao ensino e aprendizado (WOOLF, 2010). Assim, no desenvolvimento de um STI, quatro componentes funcionais são definidos, estabelecendo uma arquitetura típica apresentada na Figura 4.

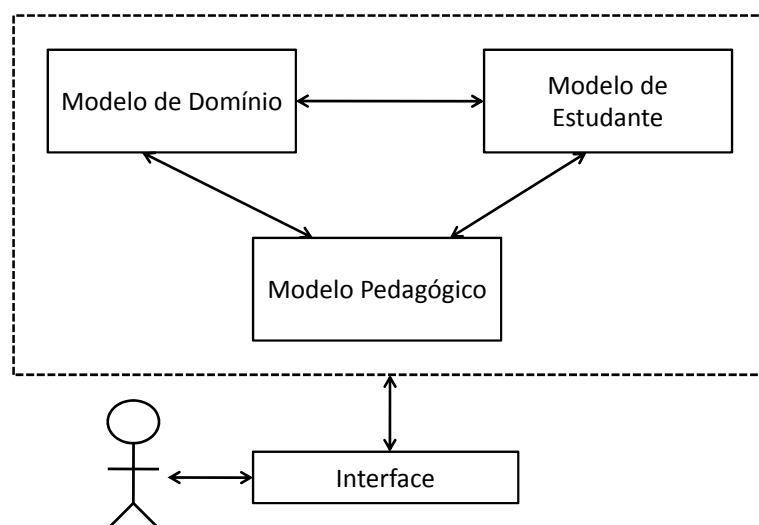


Figura 4 – Arquitetura Clássica de um STI

Adaptado de: (CHRYSAFIADI; VIRVOU, 2015)

A arquitetura da Figura 4 é denominada arquitetura clássica e é também conhecida como funcional tripartida de STI. O termo tripartida se refere às funções associadas aos módulos Modelo Pedagógico, Modelo do Estudante e Modelo de Domínio. Esta arquitetura proporcionou grandes avanços à modelagem de ambientes educacionais, pois separou o domínio da sua forma de manipulação (no sentido de utilização). Dessa maneira, permitiu que estratégias de ensino fossem associadas em função das informações contidas no Modelo do Estudante (GIRAFFA; GOULART, 2001). Cada módulo desta arquitetura é definido por (ROSATELLI, 2000) e (SILVA, 2005) como se segue:

- ❑ **Modelo de Domínio (Modelo Especialista):** este módulo é a base do conhecimento do sistema. Contém os elementos para que o estudante aprenda o domínio e os procedimentos necessários para que ele possa utilizá-los na resolução dos problemas em uma determinada área deste domínio. Este modelo inclui tanto a geração de explicações e resposta aos estudantes, como também as atividades e exercícios deste domínio. Por exemplo, este módulo armazena os materiais de ensino que poderão ser apresentados ao estudante.

- ❑ **Modelo de Estudante:** armazena informações sobre o estudante referente ao nível de conhecimento, preferências, necessidades predominantes e características afetivas. Contém o conhecimento incorreto e incompleto que o estudante possui, registra todas as suas ações e permite ao sistema guiar o estudante e aconselhá-lo no momento em que ele precisar de ajuda. É constituído por dados estáticos e dinâmicos que são de fundamental importância para o tutor comprovar ou não as hipóteses a respeito do estudante, sendo capaz de definir o conhecimento do estudante em cada ponto da sua interação com o sistema.
- ❑ **Módulo Pedagógico:** são as estratégias pedagógicas a serem utilizadas em determinado momento pelo sistema. Este módulo é responsável por determinar quando (em que momento) e o que (qual conhecimento pedagógico) será apresentado ao estudante. Este módulo gera as interações instrucionais baseadas nas discrepâncias entre o especialista e o estudante (conhecimento sobre como ensinar). É responsável pelas estruturas didáticas e pedagógicas, por fazer a ligação entre os outros módulos do STI, pela seleção dos tópicos e exemplos, e pela elaboração de estratégias instrucionais.
- ❑ **Interface:** inclui os elementos de entrada e saída para as interações do estudante com o sistema, por meio de linguagem natural ou artefatos gráficos, e da interação do sistema com o estudante, apresentando o material instrucional e a monitoração do progresso de cada estudante. Faz também o mapeamento entre a representação interna do sistema contida nos módulos e a tradução numa linguagem de interface compreendida pelo estudante. O modelo de interface é a forma como a comunicação será realizada com o meio externo ao sistema.

Dentre os módulos supracitados, para (CHRYSAFIADI; VIRVOU, 2015), o Modelo do Estudante (ME) é um módulo crucial para a construção de um STI, pois é o módulo responsável pela forma como o sistema toma decisões que promovem apoio e instruções personalizadas ao estudante, em momentos apropriados. Em seguida, utiliza o módulo do domínio e o conhecimento do estudante para tomada de decisão. No entanto, para (WOOLF, 2010) o ME deve observar o comportamento de cada estudante e definir uma representação qualitativa tanto do seu nível de conhecimento quanto do seu estado afetivo.

Em relação a modelagem de STI, um sistema adaptativo e inteligente para educação não pode ser considerado adequado caso apresente o mesmo conteúdo de aprendizagem aos estudantes com diferentes conhecimentos, interesses e características pessoais (TRUONG, 2016). Dessa forma, a principal tarefa de um STI é definir uma modelagem que possibilite avaliar a aquisição de conhecimento ao longo do processo de aprendizagem e, além disso, promover a adaptabilidade de acordo com as necessidades e características de cada estudante. Para isto, técnicas de Inteligência Artificial são utilizadas para apoiar os processos de adaptação no processo de ensino e aprendizagem (ERÜMIT; ÇETIN, 2020).

2.6 Redes Neurais *Perceptron* Múltiplas Camadas

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um modelo computacional, baseado em redes neurais biológicas, que consiste em uma rede de unidades básicas chamadas de neurônios. Uma RNA possui capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento (baseado em informações) e é definida por um conjunto de unidades de processamento, caracterizada por neurônios, interligados por pesos sinápticos. O primeiro modelo matemático de um neurônio artificial foi proposto (MCCULLOCH; PITTS, 1943), sendo ainda o modelo mais utilizado em diferentes arquiteturas de RNA (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Uma visão esquemática de um neurônio artificial, representada na Figura 5, é constituído por sete elementos básicos descritos por (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) da seguinte maneira:

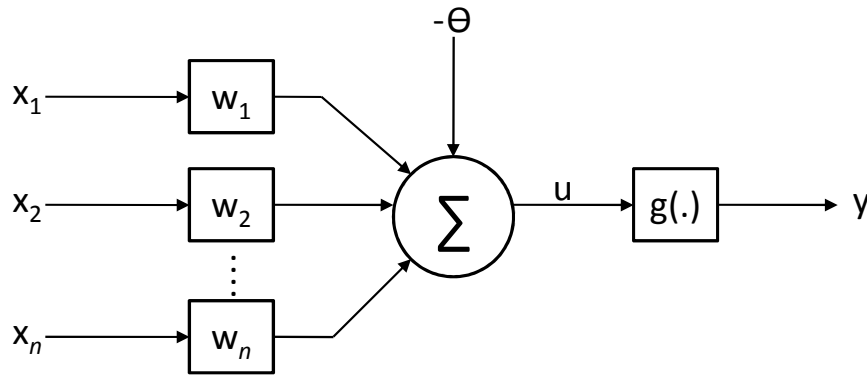


Figura 5 – Neurônio Artificial

Adaptado de: (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010)

1. Sinais de entrada $\{x_1, \dots, x_n\}$

São os valores assumidos pelas variáveis de uma aplicação e representam um conjunto de entrada para a rede;

2. Pesos sinápticos $\{w_1, \dots, w_n\}$

São os valores que serão utilizados para ponderar cada uma das variáveis de entrada da rede, possibilitando quantificar suas relevâncias em relação à funcionalidade de determinado neurônio;

3. Combinador linear $\{\Sigma\}$

Tem a funcionalidade de somar todos os sinais de entrada que foram ponderados pelos respectivos pesos sinápticos, com a finalidade de produzir um valor de potencial de ativação;

4. Limiar de ativação $\{\Theta\}$

Expressa o patamar apropriado, a fim de que o resultado produzido pelo combinador linear possa gerar um valor de disparo em direção à saída do neurônio;

5. Potencial de ativação $\{u\}$

É o resultado dado por $u = \Sigma - \Theta$. Se o valor resultante for positivo então o neurônio produz um potencial excitatório; caso contrário, o potencial será inibitório;

6. Função de ativação $\{g\}$

Tem o objetivo de limitar a saída do neurônio dentro de um intervalo de valores a serem assumidos por sua própria imagem funcional. As funções de ativação podem ser divididas em dois grupos principais: funções parcialmente diferenciáveis e funções totalmente diferenciáveis.

7. Sinal de Saída $\{y\}$

É o valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada.

Os neurônios podem estar dispostos em uma ou mais camadas da rede. A arquitetura de uma RNA define a maneira como seus diversos neurônios estão organizados, uns em relação aos outros (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Uma RNA do tipo *Perceptron* Múltiplas Camadas (MLP), exposta na Figura 6, consiste em um conjunto de neurônios que constitui a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. Dessa forma, o sinal de entrada se propaga em uma direção, camada por camada. Através dessas características, juntamente com a habilidade de aprender a partir da experiência durante o treinamento, essa arquitetura deriva seu poder computacional (HAYKIN, 2001).

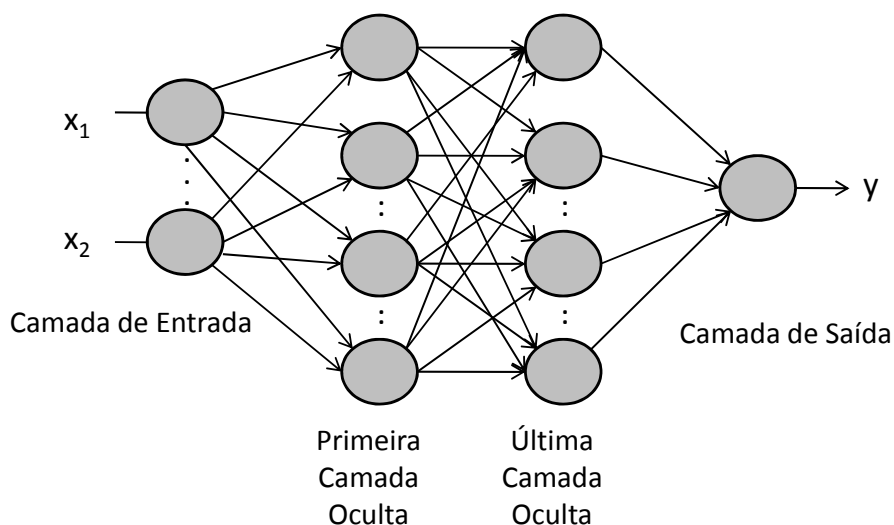


Figura 6 – Arquitetura de uma *Perceptron* Múltiplas Camadas - MLP

O processo de aprendizado de uma rede neural implica na seguinte sequência de eventos (HAYKIN, 2001):

1. A RNA é estimulada pelo ambiente;
2. A estrutura da RNA é alterada como resultado do estímulo;
3. A RNA responde de uma nova maneira ao ambiente, devido às alterações ocorridas em sua estrutura interna.

Um aprendizado do tipo supervisionado caracteriza-se pela existência de um supervisor externo à rede com a função de monitorar a resposta y_i , para cada vetor de entrada x_i . O conjunto de treinamento é formado por pares de entrada e saída (x_i, y_i^d) , onde x_i representa o vetor de entrada e y_i^d é o vetor de saída esperado para a entrada x_i . Assim, sabe-se, portanto, qual deve ser a resposta da rede para cada entrada x_i . O ajuste de pesos, então, é feito de maneira que a resposta y_i da rede para o vetor de entrada x_i se aproxime de y_i^d dentro dos limites de tolerância pré-estabelecidos. Cada resposta y_i da rede é comparada pelo supervisor com o valor esperado y_i^d para obter a direção de ajuste dos pesos Δw (REZENDE, 2003).

Em redes neurais completamente conectadas, os principais parâmetros a serem levados em consideração consistem na escolha do número de camadas ocultas e seus tamanhos. Para obter um número adequado de neurônios na camada intermediária precisa de vários fatores, dentre eles, definir o número de exemplos pertencentes ao conjunto de treinamento oferecidos para o aprendizado da RNA. Além disso, pode-se utilizar a técnica de validação cruzada, ou seja, separar o conjunto de treinamento da rede em duas partes, uma parte para o treinamento, e o restante do conjunto de treinamento para validação da rede, a fim de verificar, além da estrutura da rede, a base de treinamento adequada ao problema em questão. Assim, por meio desses testes experimentais, considera-se a melhor arquitetura de rede neural aquela que oferece a mais alta exatidão sobre os conjuntos de validação (RUSSEL; NORVIG, 2003), (CARVALHO et al., 2011).

Trabalhos Correlatos

Este capítulo descreve os principais trabalhos encontrados na literatura que serviram de base para o levantamento das hipóteses de pesquisa propostas neste trabalho. Dentre eles, destaca-se aquele referente à adaptabilidade dos objetos instrucionais oferecidos ao estudante em ambientes computacionais de aprendizagem. Além disso, também foram selecionados trabalhos que efetuam a modelagem de um STI nos quais inserem o professor em sua arquitetura. Em seguida, são apresentados os principais trabalhos que integram aspectos emocionais e motivacionais no processo de ensino e aprendizado. Por fim, apresenta-se a síntese dos trabalhos relacionados encontrados na literatura.

3.1 Recomendação dos Objetos de Aprendizagem em STI

A oferta dos objetos de aprendizagem em sistemas adaptivos e inteligentes para educação pode ser realizada de acordo com as preferências dos estudantes, estilos de aprendizagem, nível de conhecimento, dentre outras características que são especificadas na modelagem do estudante. Os trabalhos de (BOYLE; ENCARNACION, 1998), (BRUSILOVSKY, 1998), (BRUSILOVSKY, 2003) argumentam que a modelagem de sistemas inteligentes para educação tem como principal objetivo adaptar o conteúdo de aprendizagem de acordo com o conhecimento do estudante. Isto é necessário no processo cognitivo pelo fato do conhecimento de cada estudante ser um recurso mutável, ou seja, estudantes aumentam (aprendem) ou diminuem (esquecem) uma informação de sessão para sessão de aprendizagem, ou até mesmo dentro da mesma sessão.

No entanto, para (KARAMPIPERIS; SAMPSON, 2005) um sistema de hipermídia adaptativa possui problemas de inconsistência nos conjuntos de regras do modelo de adaptação, resultando, por exemplo, em falhas conceituais na sequência dos objetos instrucionais oferecidos ao estudante. Sendo assim, em seu trabalho foi proposto um método de sequenciamento dos recursos de aprendizagem baseado em regras de adaptação. As-

sim, foram definidos e simulados possíveis caminhos de aprendizagem que correspondem ao sucesso na aprendizagem de determinado conteúdo. Em seguida, seleciona o objeto de aprendizagem, de acordo com o modelo de decisão, responsável pela adequação dos recursos de aprendizagem para cada estudante. Testes experimentais mostraram uma sequência ideal de objetos de aprendizagem a ser oferecidas ao estudante.

Em (VESIN; IVANOVIĆ; BUDIMAC, 2009) e (KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ et al., 2011) a arquitetura de um STI e um módulo de recomendação, denominado Protus, foram descritos para o ensino de programação em Java. A recomendação dos objetos de aprendizagem é feita de acordo com a classificação da frequência das sequências escolhidas pelo estudante. Foram realizados experimentos com dois grupos: o grupo experimental e o grupo controle. Estudantes do grupo controle não receberam nenhuma recomendação ou orientação durante o processo cognitivo, já os estudantes do grupo experimental utilizaram o sistema Protus, no qual foram sugeridas atividades de aprendizagem considerando estilos de aprendizagem, conhecimento e preferências de cada estudante. No entanto, o sistema Protus não considera traços de personalidade do estudante em sua abordagem e, além disso, permite a adaptação do conteúdo apenas para um curso específico.

Ainda sobre a pesquisa em relação a modelagem e recomendação do Protus, o trabalho de (VESIN et al., 2012) apresenta uma nova abordagem para a personalização do sistema de tutoria, dessa vez baseada na tecnologia da Web semântica. Assim sendo, foi apresentada uma nova arquitetura denominada Protus 2.0. Nesta versão, as ontologias correspondem aos componentes de um sistema de tutoria adaptável, sendo elas: ontologia do domínio, ontologia das tarefas, ontologia do modelo do estudante e, por fim, ontologia da estratégia de ensino. Para produzir as estruturas de apresentação utilizou-se a ontologia da interface do estudante. No Protus 2.0 todos os estudantes e conteúdos foram agrupados em classes de objetos semelhantes, com a finalidade de recomendar recursos educacionais e caminhos de aprendizagem personalizados ao estudante.

O trabalho de (OCEPEK et al., 2013) apresenta uma arquitetura de um sistema adaptativo para recomendação de objetos instrucionais baseado na teoria construtivista. O principal objetivo dessa abordagem foi verificar a combinação dos diferentes estilos de aprendizagem com os tipos de objetos instrucionais escolhidos pelos estudantes. Inicialmente, verificou-se a relação entre um estudante de determinado estilo de aprendizagem e suas preferências de mídia. Um experimento realizado com 272 estudantes constatou que não é possível detectar um estilo de aprendizagem dominante, uma vez que as preferências dos estudantes não relacionaram com o seu estilo de aprendizagem. Além disso, foi possível observar através do experimento que o objeto instrucional do tipo texto é a mídia mais adequada no processo cognitivo. No entanto, há situações em que é impossível recomendar conteúdo textual, por exemplo, quando um professor prepara e envia apenas vídeo e áudio no sistema de aprendizagem. Foi observado também que os estudantes gostariam de receber algum tipo de mídia oferecida pelo sistema durante o processo cognitivo.

A oferta de objetos de aprendizagem de maneira generalizada para todos os estudantes não é eficaz na recomendação de recursos educacionais. Neste sentido, o trabalho de (MELO et al., 2014) apresenta um modelo de organização e personalização de conteúdos em ambientes computacionais de ensino. Para isto, foi definida uma estrutura multiníveis de conceitos, na qual a sequência foi definida pelo professor e pelo sistema, com intuito de fornecer diferentes combinações de apresentação dos recursos de aprendizagem. A personalização foi feita por meio de uma Rede Neural Artificial responsável por classificar o perfil do estudante, com base nos níveis de dificuldades e, em seguida, atribuir um padrão de aprendizagem individualizado. Estratégias para evitar a sobrecarga de informação durante o aprendizado não foram abordadas neste trabalho.

Em (SHANI; SHAPIRA, 2014) foi proposto um algoritmo, denominado EduRank, que combina a teoria da escolha social de (FISHBURN, 2015) com o algoritmo de filtragem colaborativa baseada no vizinho mais próximo. O EduRank constrói uma classificação de “dificuldade” sobre as perguntas de um determinado conteúdo, medida por diferentes aspectos relacionados ao desempenho, dentre eles, notas, número de tentativas e tempo gasto na solução dos problemas. Desse modo, o EduRank calcula a métrica de similaridade do estudante e efetua a classificação da dificuldade conforme a classificação dos estudantes semelhantes. O principal objetivo do algoritmo é identificar o nível de domínio do estudante em tópicos de ensino. No entanto, não foram propostos métodos de como privilegiar dessas informações para efetuar a recomendação do conteúdo de aprendizagem.

O estudo realizado por (GROSS; PINKWART, 2015) apresenta a modelagem de um sistema de aprendizagem considerando as necessidades de aprendizagem do estudante da disciplina de Introdução à Programação. Inicialmente, para a adaptação do conteúdo, definiram-se 12 tópicos que compõem a matriz curricular. Em seguida, selecionaram 25 recursos de aprendizagem, vídeos do Youtube, para abordar todo conteúdo de ensino, 9 tarefas de programação, 4 testes, e várias perguntas sobre o comportamento do código. Como resultado, tem-se uma sequência lógica (relação aos objetivos de aprendizagem) para cada unidade. Por meio da análise experimental feita com 400 estudantes, constatou-se que orientar o estudante durante a resolução de problemas foi fundamental no aprendizado. Contudo, não foi considerada a mudança das necessidades de aprendizagem do estudante.

O trabalho de (MASOOD; MOKMIN, 2017) utiliza a técnica de Raciocínio Baseado em Casos para personalizar os objetos instrucionais oferecidos ao estudante durante o ensino de álgebra. Para validação desta abordagem foram desenvolvidas duas versões do sistema. A primeira versão é responsável por recomendar o material de aprendizagem mais adequado às características do estudante. Em contrapartida, a segunda versão oferece o material de aprendizagem com a menor adequação às suas características. Resultados experimentais demonstraram sucesso na aprendizagem utilizando a versão que oferecia o material de aprendizagem de acordo com as características individuais de cada estudante.

A pesquisa de (DOJA et al., 2019) apresenta uma arquitetura adaptativa com intuito de melhorar a capacidade de aprendizagem baseada no estilo de aprendizagem e no nível de conhecimento do estudante. Assim, o sistema proposto avalia o estilo de aprendizagem, o nível de conhecimento, as atividades de aprendizagem e o desempenho dos estudantes durante todo o processo cognitivo. Em seguida, apresenta as recomendações do próximo curso para o estudante de acordo com as informações contidas em seu próprio perfil, bem como os resultados das suas avaliações. Neste trabalho não foram exibidas estratégias para avaliação, recordação e adaptação do conteúdo que compõe um determinado curso.

3.2 Integração do Módulo Professor em STI

Tradicionalmente, a arquitetura clássica de um Sistema Tutor Inteligente não inclui o professor no caminho da aprendizagem. Desse modo, o estudante é conduzido durante o processo cognitivo de acordo com a adaptação e personalização do ambiente computacional de ensino. O trabalho de (KINSHUK et al., 2001) notou-se uma carência na relação pedagógica entre estudante, professor e sistema, bem como a integração do módulo professor em STI. Neste sentido, a pesquisa de (YACEF, 2002) apresenta uma nova abordagem de um STI, denominada *Intelligent Teaching Assistant* (ITA), que contém os mesmos módulos de um STI, contudo, acrescenta o módulo professor e o módulo interface professor, responsáveis pela análise, monitoramento e assistência pedagógica.

Em (RAABE, 2005) foi proposta uma arquitetura de um STI que inclui o professor como usuário do sistema. Desse modo, a arquitetura é composta por um modelo do professor humano, modelo de domínio, modelo do estudante e estratégias pedagógicas. Além disso, foi utilizada a teoria das experiências de aprendizagem mediadas para estabelecer a relação dos conceitos da disciplina. Nessa abordagem, o autor afirma que incluir o domínio professor na arquitetura do STI possibilita a colaboração entre professor e sistema e ambos compartilham informações que promove uma aprendizagem eficiente.

A pesquisa de (PIMENTEL, 2006) apresenta um modelo para avaliação e acompanhamento do nível do conhecimento do aprendiz em STI. Essa abordagem inclui quatro módulos, sendo eles: Modelo do Conhecimento, que inclui ontologias do domínio do conhecimento; Modelo de Aprendizagem, o qual contém a organização dos objetivos de aprendizagem; Modelo de Avaliação, que divide a avaliação do estudante em avaliação cognitiva e avaliação metacognitiva e, por fim, Modelo de Acompanhamento, que incluem mecanismos de regularização e realimentação para o professor e o estudante no sistema. No entanto, não houve uma integração do módulo avaliação com o módulo instrucional.

A proposta metodológica de (SOUZA; SHIGUTI; RISSOLI, 2013) baseia-se nos princípios das Metodologias Ativas (considera-se que o estudante é um agente ativo) com a Teoria da Aprendizagem Significativa de (AUSUBEL et al., 1968) utilizando Lógica *Fuzzy*. Nessa abordagem, o professor especialista utiliza mapas conceituais para relacionar o novo

conteúdo com os conhecimentos disponíveis. Na interface do aprendiz, são definidas três variáveis linguísticas – esforço, desempenho alcançado e participação – para acompanhar a aprendizagem de cada conceito, que constitui o conteúdo do estudo dos estudantes. Entretanto, não foram apresentados aspectos motivacionais, caso o estudante não tivesse um rendimento satisfatório, nos valores atribuídos as três variáveis linguísticas estabelecidas.

Na arquitetura exposta por (NASER, 2016), o módulo professor foi projetado com intuito de efetuar a inserção de materiais, perguntas e respostas relacionadas ao curso de programação introdutória Java. Além disso, essa interface contém três diferentes módulos de configuração do sistema, no qual o primeiro é responsável pela configuração do Modelo do Estudante, o segundo define o Modelo de Organização do Domínio e o terceiro módulo é responsável pela manutenção do Repositório. Na interface do estudante, o sistema apresenta todos os documentos de aprendizagem e materiais de teste ao estudante. O desempenho do estudante é transmitido de volta ao sistema, especificamente ao Modelo do Estudante. Foram realizadas duas avaliações para verificar a usabilidade da ferramenta, uma avaliação com um grupo de professores para inserir conteúdos do curso, e outra avaliação com um grupo de estudantes. As duas avaliações tiveram resultados promissores. Contudo, não há uma personalização dos recursos educacionais na interface do estudante.

A pesquisa de (HOLSTEIN; MCLAREN; ALEVEN, 2017) apresentou uma abordagem de STI para atender às necessidades dos professores do ensino fundamental e médio. Por meio de entrevistas com professores, os autores concluíram que, para apoiar o professor, um STI deve ter uma maneira precisa de avaliação dos estudantes. Sugeriram, também, uma análise preditiva para ajudar os professores na tomada de decisão. Foram testados vários cenários com os professores e constataram que estes foram receptivos ao conceito de um STI para auxiliar na tomada de decisão, como por exemplo, exibir qual conteúdo o professor deverá ter mais atenção no curso. Além disso, foi proposto manter os estudantes com dificuldades em sintonia com o restante da turma. No entanto, os professores não gostaram da ideia do sistema fornecer recomendações explícitas e não solicitadas.

No trabalho de (SANTOS; MENEZES, 2019) foi proposto um ambiente de programação de computadores denominado de AmPaRe (Ambiente de Programação com Suporte aos Atendimentos de Demandas Recorrentes) objetivando oferecer ao professor recursos e condições para fornecer um atendimento imediato ao estudante. Assim, o professor determina uma instância a partir dos assistentes disponíveis no ambiente e especializa-os para o contexto de uma atividade. Ao acessar as atividades disponíveis no ambiente, caso o estudante encontre alguma dificuldade durante um determinado conteúdo, ele poderá manifestá-la no ambiente de conversação. Desse modo, o assistente conversacional será responsável por inicializar um diálogo com o estudante no contexto de sua dúvida. Caso a dúvida do estudante persista, ou não seja encontrada, o professor receberá a dificuldade informada e poderá realizar um atendimento direto com o estudante ou elaborar uma nova instância de assistente para o atendimento de novos casos semelhantes.

3.3 Estados Afetivos e Motivação em STI

O primeiro trabalho que correlaciona emoções com aprendizagem foi desenvolvido pelo grupo do *Massachusetts Institute of Technology* – MIT Media Lab – publicado por (KORT; REILLY; PICARD, 2001). Nessa investigação, foi proposto um modelo de estudante que conceitua o impacto das emoções sobre aprendizagem. O modelo foi dividido em duas fases: a) pesquisar novas pedagogias de ensino e b) mecanismos computacionais para detecção da face. Na fase *a*, foi desenvolvido um modelo de construção de aprendizagem em quatro quadrantes, dividindo as emoções básicas em duas classes, emoções positivas (encontram-se à direita do quadrante) e emoções negativas (encontram-se à esquerda do quadrante). As emoções positivas estão relacionadas ao prazer e ao aprendizado. O estudante que se encontra em uma emoção negativa deverá seguir em sentido ao eixo da direita do quadrante. Na fase *b*, realizou-se a detecção de emoções através da observação dos olhos. Como resultado desse trabalho foi proposta uma modelagem afetiva do estudante tendo como entrada as emoções básicas. Porém, não foram considerados aspectos motivacionais que levassem o estudante a completar o giro na espiral de aprendizagem.

No trabalho de (CHAFFAR; FRASSON, 2004) foi definida uma arquitetura pedagógica baseada em emoções associadas com a personalidade do estudante. Dessa maneira, a arquitetura desenvolvida foi composta por 4 módulos: (1) detectar o estado emocional atual do estudante; (2) reconhecer o estado emocional ideal ao aprendizado de acordo com a personalidade do estudante; (3) induzir estado emocional ideal; (4) avaliar o conhecimento do estudante em cada estado das emoções. Desse modo, o estado emocional do estudante é detectado através de uma sequência de cores definidas pelos autores. Em seguida, o estudante responde a um questionário composto por vinte e quatro questões com a finalidade de identificar a sua personalidade. Como resultados, tem-se a relação dos estados emocionais, adequados à personalidade, favoráveis ao aprendizado.

A detecção das emoções em ambientes computacionais pode ser classificada pelas seguintes fontes: voz (prosódia) ou diálogo (texto); comportamento observável, isto é, as ações do usuário na interface do sistema (por exemplo, opções escolhidas e velocidade de digitação); expressões faciais; e sinais fisiológicos (batimentos cardíacos, eletromiograma - tensão muscular, condutividade da pele, respiração) (JAQUES; NUNES, 2013). Contudo, segundo (AZCARATE et al., 2005), dentre as formas de detecção supracitadas, a melhor maneira para efetuar o reconhecimento das emoções em sistemas computacionais é por meio das expressões faciais. Nesta perspectiva, (DANTAS et al., 2015) propuseram o reconhecimento dinâmico das seis emoções básicas utilizando Árvore de Decisão. Como resultados, tem-se uma precisão superior a 90% na classificação automática das emoções.

A revisão da literatura feita por (MORAIS et al., 2017) selecionou artigos publicados no Brasil, na área de computação afetiva, com intuito de verificar a relação dos estados afetivos e os fenômenos socioafetivos na aprendizagem. Como resultados dos trabalhos analisados, notou-se que as emoções, personalidade e humor, são as características afeti-

vas mais detectadas em ambientes de aprendizagem. As fontes de dados mais utilizadas para a detecção e o reconhecimento das emoções básicas foram por meio de comportamento observável, texto e escalas de personalidade. No entanto, dentre os vinte e quatro trabalhos analisados, somente um trabalho integra aspectos motivacionais aplicados ao estudantes durante o processo de ensino e aprendizagem. Além disso, observou-se que os trabalhos focam na detecção das emoções, mas há uma carência em trabalhos que apresentam algum tipo de adaptação conforme as emoções do estudante.

Com intuito de fornecer adaptabilidade com base no estado emocional do estudante, em (CABADA et al., 2018) apresenta um sistema de recomendação, um módulo reconhecedor de estados afetivos, um analisador de sentimentos e uma ferramenta de autoria para o ensino de programação em Java. Dessa maneira, o sistema recomenda exercícios ao estudante baseado nas ações (classificações) dos estudantes anteriores. O módulo reconhecedor de estados afetivos analisa as imagens do estudante para detectar suas emoções (frustração, tédio, engajamento) e fornecer instruções ao estudante. Em seguida, o módulo analisador do sentimentos determina a qualidade dos exercícios de acordo com as opiniões dos estudantes. Foram observados, em experimentos realizados, que os estudantes que utilizaram a ferramenta obtiveram um maior ganho de aprendizagem quando comparados aos estudantes que utilizaram o método tradicional de ensino.

O trabalho de (AZEVEDO; JAQUES, 2019) estudou o impacto do comportamento dos agentes conversacionais em ambientes de aprendizagem. O mapeamento sistemático foi conduzido com o objetivo de fornecer uma visão geral das principais atitudes dos agentes pedagógicos afetivos e seus efeitos na aprendizagem. Por meio da análise dos artigos selecionados constatou-se que quase a metade dos trabalhos utilizaram agentes empáticos, e todos eles tiveram sucesso em seus objetivos de aprendizagem. Segundo os autores, resultados indicaram que o relacionamento afetivo do professor com o estudante é um dos fatores mais importante no processo de ensino e aprendizado. No entanto, há poucos estudos que trabalham a regulação do estado emocional dos estudantes. Além disso, neste estudo, não foram encontrados trabalhos que consideram o conhecimento prévio do estudante e suas características afetivas, como por exemplo, a personalidade, para adaptação da instrução e/ou interação dos agentes pedagógicos.

Nesta perspectiva, a pesquisa de (REIS et al., 2021) descreve um modelo de regulação emocional de acordo com as informações históricas do estudante. Assim, foi proposto um algoritmo, baseado em dados simulados, considerando diferentes desempenhos na resolução de exercícios de Álgebra. Inicialmente, o algoritmo verifica o tempo médio que um estudante de determinado traço de personalidade tolera o estado afetivo confusão e, caso ultrapasse o tempo de tolerância, o algoritmo recomenda o elemento hipermídia adequado à regulação emocional. O sistema possibilita cadastrar até 4 níveis de questões (básico, intermediário, avançado e especialista). A sequência de exercícios é apresentada ao estudante na mesma sequência em que foram registradas pelo administrador do sistema.

O modelo estatístico apresentou mais de 90% de sucesso na escolha dos tipos de elementos multimídias. No entanto, além de observar as variáveis emoção, erros, dicas, desistência do exercício anterior, exercícios, outras variáveis poderiam ser consideradas na simulação.

3.4 Síntese dos Trabalhos Correlatos

Dentre os trabalhos supracitados, verificou-se que a recomendação dos recursos educacionais, em sua maioria, é realizada considerando os estilos de aprendizagem, nível de conhecimento e a definição de caminhos únicos de aprendizagem. Entretanto, como observado na pesquisa de Oceppek et al. (2013), não é possível definir um estilo de aprendizagem dominante no processo cognitivo, visto que as preferências do estudante podem variar conforme seus estados afetivos e/ou com o conteúdo a ser estudado. Em relação ao sequenciamento curricular, há uma lacuna na quantidade de conteúdos de aprendizagem oferecidos ao estudante. Segundo Li e Zhang (2019), disponibilizar vários conteúdos educacionais produz uma sobrecarga de informações e, como efeito, o estudante poderá entrar em um ciclo improdutivo de aprendizagem. Assim, a determinação dos recursos educacionais e escolha dos objetos de aprendizagem adequados às características e necessidades do estudante é um desafio no desenvolvimento de sistemas adaptativos.

Sistemas tutores inteligentes possibilitam integrar metodologias de aprendizagem para auxiliar os professores na modelagem das regras do modelo de adaptação. No entanto, na literatura revisada, notou-se poucos trabalhos que incluem o módulo e a interface do professor na arquitetura. Outro fator observado foi a personalização dos aspectos emocionais e motivacionais responsáveis pela regulação dos estados afetivos do estudante. Ao integrar o módulo reconhecedor de emoções os trabalhos preocuparam em analisar a classificação desses estados afetivos durante o processo cognitivo. Entretanto, há uma carência de trabalhos que, além de detectar uma emoção prejudicial ao aprendizado, proporciona um suporte emocional adaptado às características individuais do estudante. Dessa maneira, esta tese propõe uma abordagem, detalhada no Capítulo 4, que possibilita que o sistema de tutoria seja adaptado ao curso e personalizado ao estudante, em conformidade com o conhecimento, traços de personalidade e estado emocional de cada estudante.

STI Lina: Uma abordagem de um sistema adaptativo ao curso e personalizado ao estudante

Neste capítulo apresenta-se um Sistema Tutor Inteligente, denominado Lina, para a recomendação dos recursos educacionais com base nas necessidades individuais de aprendizagem de cada estudante sobre determinado conteúdo. Além da personalização dos recursos de aprendizagem, o STI-Lina considera que as emoções interferem diretamente no processo cognitivo, assim sendo, um estudante que encontra-se em uma emoção prejudicial ao aprendizado não consegue assimilar adequadamente o conteúdo proposto. Neste contexto, para uma aprendizagem efetiva, não basta apenas recomendar o material de aprendizagem adequado, julga-se necessário observar as emoções do estudante durante o aprendizado e, posteriormente, fornecer instruções adaptadas ao seu perfil. Isto posto, nesta abordagem inclui-se o perfil afetivo do estudante e, por meio dessas informações, a definição das estratégias pedagógicas que possibilita a regulação das emoções negativas ao aprendizado. Além disso, técnicas de memorização do conteúdo também são consideradas.

Comumente, conforme exposto por Raabe (2005), a modelagem de sistemas adaptativos para educação não considera a participação do professor, porém, ao inserir o professor como agente ativo é possível acrescentar abordagens pedagógicas personalizadas. Com a finalidade de definir as regras do modelo de adaptação que aborda o problema de sequenciamento dos recursos educacionais, o STI-Lina propõe a integração do módulo/interface do professor em sua arquitetura. Amparado pela metodologia dos Mapas de Conhecimentos Estruturados (MCE), descrita na Seção 2.1, o professor será responsável por verificar os itens da matriz curricular e determinar os conceitos (definições) e os conhecimentos (ações sobre o conceito) relacionados a compreensão de cada item. Este processo é definido como ramificação do curso/ementa. Tendo em vista as teorias de Miller (1956) e Cowan (2001), para não comprometer o raciocínio e aprendizagem, esta ramificação do item não poderá ultrapassar o total de cinco informações, em sua complexidade.

Na interface do estudante aqui proposta, seguindo os MCE e a sequência curricular preestabelecida na interface do professor, efetua-se o mapeamento das dúvidas de pré-requisitos de conceitos e pré-requisitos de conhecimentos. Este mapeamento é realizado pela Tabela de Avaliação Qualitativa (TAQ). Por meio da TAQ, inicializa-se o primeiro conhecimento (conteúdo do curso) a partir da ignorância zero (ausência de dúvidas), identificada na categoria do estudante, aplicando o primeiro Funtor para mapear o primeiro conhecimento que será acrescentado à categoria estudante. Dessa forma, o STI manterá um equilíbrio estável avançando para um novo conhecimento, subsequente ao conhecimento anterior, apenas após eliminar novamente as ignorâncias (dúvidas) do estudante. Assim sendo, o estudante receberá exclusivamente os recursos educacionais, em diferentes formatos, responsáveis por cobrir as dúvidas existentes, garantindo também que o estudante não consuma tempo na procura de materiais, bem como na assimilação desnecessária de conteúdos naquele momento do curso. A Figura 7 apresenta a visão geral do sistema de tutoria proposto nesta pesquisa.

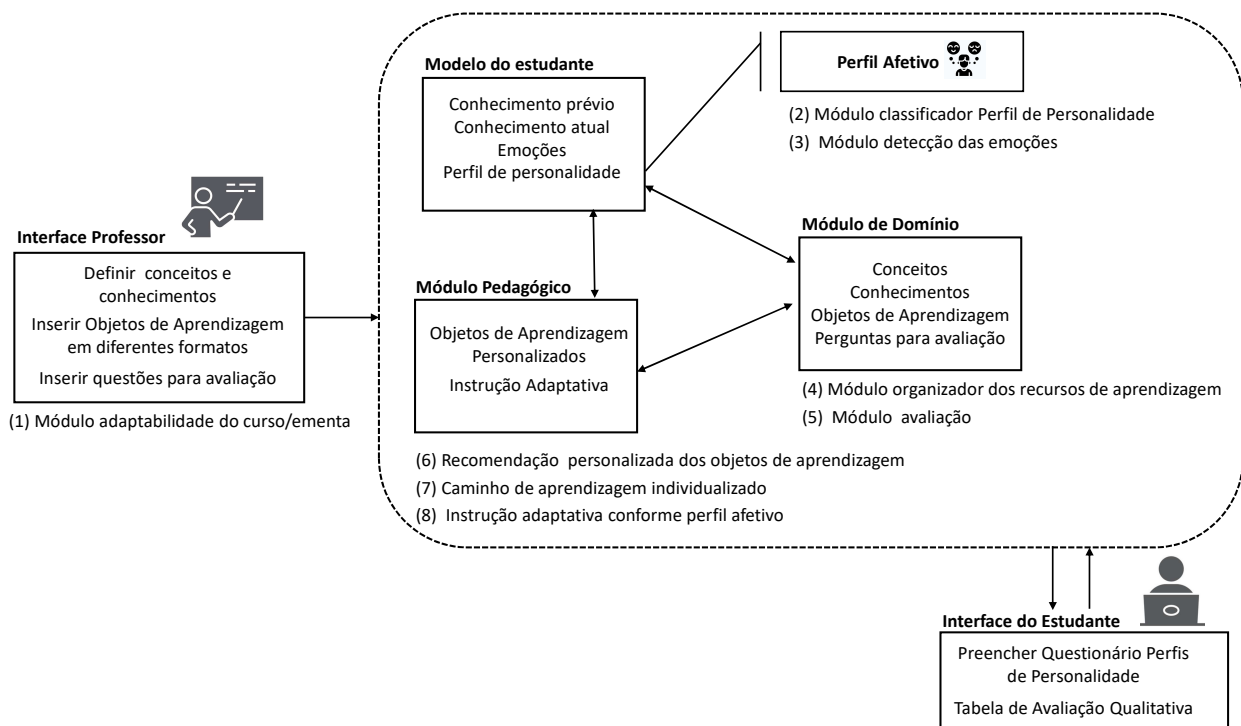


Figura 7 – Visão Geral do STI-Lina

Vale ressaltar que sistemas computacionais de aprendizagem não substituem o papel do professor. Tais sistemas podem ser construídos e/ou modelados para fornecer estratégias pedagógicas ou personalização no processo de ensino e aprendizado tanto para o estudante quanto para o professor. Ao observar a Figura 7, o módulo interface professor é inserido na arquitetura do sistema com o principal objetivo de estabelecer os conceitos e conhecimentos, mínimos necessários, relacionados a cada tópico da aula e, consequentemente efetuar o sequenciamento curricular adaptativo. Sendo assim, na interface do estudante

define-se um caminho de aprendizagem personalizado às necessidades de aprendizagem de cada estudante. Além da personalização dos objetos de aprendizagem, inserção do módulo professor e determinação dos caminhos de aprendizagem, são integrados fatores emocionais e adaptabilidade das estratégias/instruções pedagógicas, conforme o perfil afetivo do estudante. Cada módulo do STI-Lina, exibidos na Figura 7, são detalhados a seguir.

Modelo do Estudante: Dentre os três módulos que compõem a arquitetura clássica de um STI, descritos na Seção 2.5, o Modelo do Estudante é considerado o principal módulo da arquitetura de um sistema de tutoria, por possuir informações relevantes do estudante que contribuem para um modelo de aprendizagem eficiente. O Modelo do Estudante proposto neste trabalho é responsável por considerar informações sobre o conhecimento prévio, o conhecimento atual, as emoções básicas e o perfil de personalidade do estudante. O conhecimento prévio será reconhecido pelo mapeamento das dúvidas realizado pela TAQ e armazenado no modelo do estudante, assim como a atualização do conhecimento após o módulo recomendação apresentar o conteúdo de aprendizagem adequado às dúvidas do estudante. Além dessas características, o STI-Lina baseia-se na hipótese de que as emoções influenciam no aprendizado. Assim sendo, é armazenado, por meio do módulo classificador das emoções básicas, as informações sobre o estado emocional de cada estudante durante todo o processo cognitivo. Com a finalidade de responder adequadamente as emoções do estudante e estimular as emoções positivas ao aprendizado, são armazenados no Modelo do Estudante informações sobre os traços de personalidade do estudante, mais precisamente seu perfil de personalidade, a fim de adaptar as instruções pedagógicas responsáveis por estimular as habilidades de aprendizagem.

Módulo Domínio: A pesquisa de Chrysafiadi e Virvou (2015) afirma que sistemas de tutoria adaptativos têm que integrar teorias pedagógicas para serem eficazes. No STI-Lina, a organização e estrutura do domínio de aprendizagem são garantidos por meio da teoria dos MCE. Assim, são armazenados neste módulo a relação de conceitos e conhecimentos para cada item, que é representado por uma árvore (estrutura de dados). Desse modo, o tópico da ementa é o elemento principal (raiz), ao ramificar como conceitos, que são definições relacionadas ao elemento principal, não sofrerá outras ramificações (folhas). E o que é classificado como conhecimento (ações) deverá ser ramificado até que todos seus nós sejam folhas, ou seja, finaliza a ramificação do conteúdo com ramificações classificadas como conceitos. A razão para isto é determinar uma sequência adequada de conteúdos que certifique o sucesso no aprendizado, com objetos de aprendizagem em diferentes formatos para todas as ramificações. Todas essas informações são agrupadas no modelo do domínio, e contém todo o conhecimento do que deve ser ensinado e avaliado.

Módulo Pedagógico: Este módulo é responsável por executar instruções com base nas informações contidas no Modelo do Estudante e no Módulo de Domínio. Assim, conforme exposto por Chrysafiadi e Virvou (2015), o módulo pedagógico estabelece o processo de tutoria e auxilia na tomada de decisão. Nesta abordagem, as estratégias pedagógicas

são personalizadas/adaptadas a cada perfil de personalidade considerando seus estados afetivos (emoções e personalidade), como também seu conhecimento sobre cada conteúdo. Caso o estudante encontra-se em uma emoção prejudicial ao aprendizado, o módulo pedagógico executará instruções adaptadas aos seus traços de personalidade responsáveis por manter e/ou aproximar o estudante da emoção que estimule suas habilidades de aprendizagem. Além disso, o módulo pedagógico será responsável pela personalização dos objetos de aprendizagem e pelo momento adequado da recomendação do conteúdo de aprendizagem, de acordo com as necessidades de aprendizagem do estudante.

Módulo e Interface Professor: Na literatura revisada há poucos trabalhos que inserem o professor na modelagem de sistemas adaptativos e inteligentes para a educação. No STI-Lina, para a adaptação da matriz curricular, o professor será responsável por determinar os conceitos e conhecimentos, obedecendo a quantidade máxima de ramificações, a fim de evitar a sobrecarga de informação. O processo de ramificação não deve ser complexo, e sim uma determinação eficiente dos pré-requisitos mínimos necessários que pertencem ao domínio de aprendizagem. Vale ressaltar que a ramificação não é o que será abordado na aula, mas uma classificação dos pré-requisitos de conceitos e conhecimentos relacionados ao conteúdo de aprendizagem. Além disso, o professor é responsável por inserir no sistema objetos de aprendizagem, em diferentes formatos, relacionados a cada conceito e conhecimento definidos anteriormente. Em seguida, acrescentará para cada item perguntas e respostas para avaliação da aprendizagem. Desse modo, o professor define a quantidade de ramificações necessárias que satisfaz um domínio do conhecimento que garanta o sucesso da aprendizagem em cada tópico da matriz curricular.

Perfil Afetivo: De acordo com Chrysafiadi e Virvou (2015), fatores afetivos precisam ser considerados na modelagem do estudante. Sistemas adaptativos devem detectar o estado emocional dos estudantes e, em seguida, adaptar seu comportamento às necessidades de cada estudante, fornecendo assim, uma resposta adequada as emoções detectadas durante o processo cognitivo. Nesta abordagem, o perfil afetivo do estudante é desenvolvido por meio das informações afetivas relacionadas com as emoções básicas (alegria, tristeza, medo, desprezo, raiva e surpresa) e os nove perfis de personalidade. Essas informações são extraídas pelo módulo “detecção das emoções” e módulo “classificador perfis de personalidade”. Dentre esses dois módulos, o reconhecimento preciso do perfil de personalidade é fundamental no STI-Lina, uma vez que a adaptação das estratégias pedagógicas é realizada conforme as características de cada perfil de personalidade.

Interface Estudante: Ao inicializar o curso, o sistema mapeará as dúvidas de conceitos/ conhecimentos de cada estudante. Inicialmente, por meio da avaliação diagnóstica, realizada antes do início do processo de aprendizagem, o sistema perguntará ao estudante os itens que ele desconhece, com base na sequência curricular definida pelo módulo professor. Ao selecionar alguma dúvida de pré-requisitos de conceitos e/ou conhecimentos, o sistema deverá tratar as dúvidas de cada estudante, ou seja, recomendar adequadamente

os objetos de aprendizagem, em diferentes formatos, responsáveis por cobrir as dúvidas do estudante. No final de cada conteúdo, efetua-se uma avaliação formativa com intuito de verificar se o estudante assimilou o conteúdo. Dessa maneira, como a remendação é feita de maneira particularizada, define-se um caminho de aprendizagem personalizado às necessidades de aprendizagem do estudante.

Além dos módulos citados anteriormente, o STI-Lina contém um módulo responsável para retenção do conhecimento. Assim, todo conhecimento adquirido é armazenado em uma tabela de recordação, denominada taxa IRA (2^n) conforme a teoria do MMEEBB, exibida na Seção 2.2. Resumidamente, o sistema será responsável por informar os itens a serem recordados, conforme intervalos de reforço propostos na teoria supracitada. Portanto, caso o estudante não seja avaliado significativamente para determinado conteúdo, não há recordação. A recordação somente será feita após o sistema verificar o aprendizado do conteúdo. Feito isto, o sistema enviará notificações ao estudante sobre a recordação do item compreendido. Por meio desta técnica de memorização, o sistema garante que o estudante não perderá intervalos de reforço responsáveis pela retenção do conhecimento. A Figura 8, mostrada adiante, apresenta os processos do STI proposto neste trabalho, bem como a modelagem dos participantes envolvidos nos processos, sendo eles: **professor, estudante e perfil afetivo**.

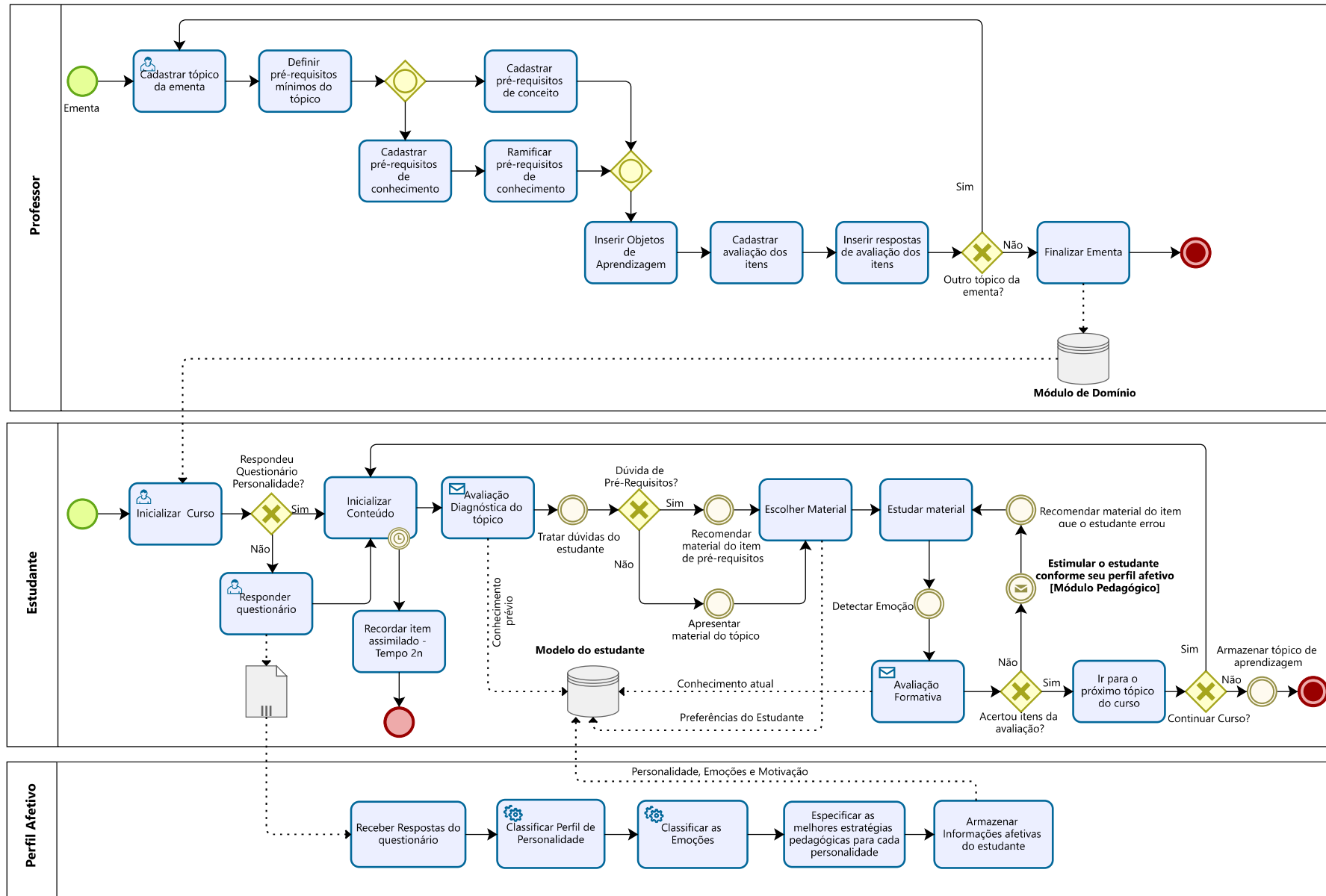


Figura 8 – Modelagem de processos STI-Lina

Na Figura 8, ao analisar a primeira raia temos os processos do professor. Este processo inicializa-se com a ementa do curso no qual o professor seguirá para as tarefas “cadastrar tópico da ementa” e “definir os pré-requisitos mínimos”. Após essas duas tarefas, o *gateway* inclusivo produz múltiplos caminhos que poderão ser seguidos no STI-Lina. Assim sendo, as tarefas “cadastrar pré-requisitos de conceitos” e “cadastrar pré-requisitos de conhecimentos” poderão ser realizadas. No entanto, no segundo *gateway* a próxima tarefa será realizada apenas quando as tarefas “ramificar pré-requisitos de conhecimento” e “cadastrar pré-requisitos de conceitos” forem executadas. Em seguida, o fluxo seguirá para as seguintes tarefas: “inserir objetos de aprendizagem”, “cadastrar avaliação do item” e “inserir respostas de avaliação do item”. Após essas tarefas, o professor poderá retornar para a tarefa “cadastrar tópico da ementa” e repetir todos os processos para o cadastro de um novo item ou finalizar o cadastro do item precedente. Todas essas informações representam o Módulo de Domínio.

O Módulo de Domínio contém toda a sequência do curso, objetos de aprendizagem de cada conteúdo, organizados conforme a teoria dos MCE, como também os itens de avaliação de cada item. Na raia do estudante, essas informações são acessadas ao inicializar a tarefa “inicializar curso”. Após inicializar o curso tem-se um *gateway* exclusivo que avaliará se o estudante respondeu o questionário perfis de personalidade. O estudante seguirá para a próxima tarefa somente após responder o questionário solicitado. Feito isto, a tarefa “inicializar conteúdo” tem um evento de tempo responsável por verificar os intervalos da memorização do conteúdo, e, caso haja, dispara a tarefa “recordar item assimilado”. Caso contrário, seguirá para a tarefa “avaliação diagnóstica” e, em seguida, dispara o evento responsável por tratar as dúvidas do estudante. A tarefa “escolher material” só será realizada após um dos eventos “recomendar material do item de pré-requisitos” ou “apresentar material do tópico” forem selecionadas. Observa-se que o fluxo seguirá para a tarefa “estudar material” que tem o evento “detectar emoções” durante o aprendizado. Em seguida, o estudante avançará para a tarefa “avaliação formativa”. Se o estudante acertou os itens da avaliação, ele avança para a tarefa “ir para o próximo conteúdo do curso”, caso ele não acerte o item de avaliação, são disparados dois eventos, um responsável por estimular o estudante e outro por recomendar o material adequado aos erros de aprendizagem. Este processo garante que a tarefa “ir para o próximo tópico do curso” aconteça apenas quando tenha uma resposta positiva à tarefa “avaliação formativa”.

As respostas do questionário perfis de personalidade serão acessadas pela tarefa “receber respostas do questionário”, na raia perfil afetivo. Posteriormente, o fluxo das tarefas são “classificar perfil de personalidade”, “classificar emoções”, “especificar as melhores estratégias pedagógicas para cada personalidade” e “armazenar informações afetivas do estudante”, respectivamente. Todas essas informações serão devolvidas para o modelo do estudante, onde são utilizadas pelo módulo pedagógico para a personalização dos aspectos motivacionais oferecidos ao estudante de determinado perfil de personalidade.

Observa-se nas Figuras 7 e 8 que o STI-lina necessita desenvolver os seguintes módulos: (1) Interface do Professor; (2) Interface do Estudante; (3) Módulo gerenciador e organizador dos objetos de aprendizagem e conteúdos; (4) Módulo organizador dos itens de avaliação; (5) Módulo Classificador das Emoções (6) Módulo classificador dos Perfis de Personalidade (7) Módulo recomendação personalizada de objetos de aprendizagem (8) Módulo adaptabilidade das instruções e estratégias pedagógicas. Além da modelagem, os resultados desta pesquisa centram-se na validação e/ou implementação dos módulos descritos a seguir.

4.1 Perfil Afetivo do Estudante

O sistema proposto nesta pesquisa tem como principal objetivo o sequenciamento adaptativo do curso e a recomendação personalizada dos objetos de aprendizagem conforme os aspectos metodológicos da teoria dos MCE. Contudo, são levadas em consideração informações sobre emoções e perfil personalidade para desenvolver o perfil afetivo do estudante. Por meio dessas informações, o STI-Lina adapta as instruções pedagógicas de acordo com as emoções e traços de personalidade do estudante. O perfil afetivo é uma continuação do trabalho de (MELO, 2016), o qual observou que o estado emocional do estudante pode ser regularizado se o estudante receber estratégias pedagógicas adequadas ao seu perfil de personalidade. Assim sendo, surgiu a primeira questão de pesquisa: **Q1:** *É possível reduzir o questionário perfis de personalidade para extrair informações dos traços de personalidade do estudante?* Esta questão foi dividida em duas partes, a primeira consiste em aplicar o questionário para uma amostra significativa de estudantes. E a segunda parte consiste em efetuar uma análise fatorial exploratória para verificar os fatores que melhor representam as afirmativas. Na Seção 4.1.1 são detalhadas as respostas da primeira questão de pesquisa.

4.1.1 Redução do Questionário Perfis de Personalidade

A pesquisa de (MELO, 2016) elaborou o questionário perfis de personalidade, composto por 62 afirmativas, observando as características resumidas apontadas por (CHABOT et al., 2005) que categorizam as três dimensões psicológicas de aprendizagem. Além disso, há uma variedade de informações relacionadas aos níveis alto e baixo das dimensões presentes na teoria de (CHABOT et al., 2005). Considerando essas informações, as afirmativas que compõem o questionário foram divididas da seguinte maneira: dezoito afirmativas relacionadas aos níveis da dimensão Busca da Novidade, vinte e duas afirmativas que caracterizam níveis da dimensão Evitamento da punição e dor e outras vinte e duas para extrair informações dos níveis da dimensão Necessidade de recompensa e afeto. Após a elaboração do questionário, sua aplicação foi aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisas com Seres Humanos, número do protocolo CAAE: 43620215.7.0000.5152, da

Universidade Federal de Uberlândia. A Tabela 3 exibe o questionário desenvolvido e as afirmativas que constituem os níveis alto e baixo de cada dimensão.

Tabela 3 – Questionário Perfis de Personalidade elaborado por (MELO, 2016)

Dimensões	Afirmativas
Busca da Novidade (Alto)	1. Você tem necessidade de novas sensações? 2. Você tem necessidade de estímulos? 3. Você se arrisca fisicamente? 4. Você se considera uma pessoa impulsiva 5. Você é desorganizado? 6. Você se entendia facilmente com a rotina? 7. Você é uma pessoa entusiasmada? 8. Você se compromete rapidamente? 9. Você gosta de mudanças? 10. Você é uma pessoa curiosa?
Busca de Novidade (Nível Baixo)	1. Você é uma pessoa reflexiva ? 2. Você é uma pessoa bem organizada? 3. Você tolera bem a monotonia? 4. Você é lento para aceitar novos métodos de fazer as coisas? 5. Você é uma pessoa paciente? 6. Você é instável diante de mudanças? 7. Você é lento para aceitar novas ideias? 8. Você é uma pessoa reservada?
Evitamento da Punição e da Dor (Nível Alto)	1. Você é uma pessoa prudente? 2. Você é uma pessoa nervosa? 3. Você tem medo do fracasso? 4. Você tolera mal as incertezas? 5. Você é ansioso diante do desconhecido? 6. Você é pessimista? 7. Você é tímido? 8. Você tem pouca confiança em si? 9. Você evita desconhecidos? 10. Você precisa de sinais concretos de aceitação dos outros? 11. Você se considera uma pessoa que está sempre cansada? 12. Você planeja tudo minuciosamente?
Evitamento da Punição e Dor (Nível Baixo)	1. Você é uma pessoa despreocupada? 2. Você é uma pessoa corajosa? 3. Você é uma pessoa tranquila? 4. Você é uma pessoa extremamente otimista? 5. Você é uma pessoa ousada? 6. Você é uma pessoa extrovertida? 7. Você é confiante diante do perigo? 8. Você é imprudente? 9. Você é confiante mesmo diante da incerteza? 10. Você é uma pessoa dinâmica?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Alto)	1. Você tem necessidade de aprovação do outro? 2. Você tem necessidade de apoio? 3. Você tem necessidade de recompensas diante de alguma situação? 4. Você é sensível? 5. Você procura contatos sociais? 6. Você estabelece facilmente contatos amigáveis? 7. Você expressa facilmente suas emoções ? 8. Você expressa facilmente seus sentimentos? 9. Você é uma pessoa compreensiva? 10. Você tem facilidade de se colocar no lugar do outro? 11. Você é influenciável? 12. Você perde facilmente a objetividade?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Baixo)	1. Você é uma pessoa fria? 2. Você é socialmente insensível? 3. Você se considera uma pessoa distante? 4. Você é uma pessoa solitária? 5. Você se considera uma pessoa distante? 6. Você é uma pessoa solitária? 7. É difícil se comunicar contigo? 8. Você tem pouca afinidade com os outros? 9. Você é uma pessoa egocêntrica? 10. Você tem pouca compaixão pelo outro?

Na pesquisa de (MELO, 2016), o questionário exibido na Tabela 3 foi aplicado para uma amostra de tamanho ($n = 33$). Entretanto, para uma análise estatística, segundo (KLINE, 2015), o número de respostas para validação dos dados obtidos deve ser de, pelo menos, 200 casos (respostas ao questionário). Já para (HAIR et al., 2009), deve-se

obter cinco respostas de cada item do questionário, no mínimo. Neste sentido, conforme exposto por Hair et al. (2009), deve-se obter 310 (62x5) respostas ao questionário perfis de personalidade. Inicialmente, com intuito de alcançar um tamanho de amostra ideal, o questionário composto por 62 afirmativas foi aplicado para um grupo de estudantes, resultando em 332 respostas válidas. O tempo médio de respostas ao questionário foi de 14 minutos, aproximadamente. Assim, a amostra atual caracteriza-se em um total de 332 casos. Esta quantidade satisfaz a análise estatística tanto para (KLINE, 2015) quanto para (HAIR et al., 2009). As Tabelas 4 e 5 apresentam as características da amostra e a análise dos principais dados referentes aos respondentes do questionário.

Tabela 4 – Distribuição da amostra por gênero

Sexo	Frequência	Porcentagem
Masculino	204	61,45%
Feminino	128	38,55%
Total	332	100%

Tabela 5 – Distribuição da amostra por curso

Curso	Frequência	Porcentagem	Porcentagem Acumulada
Computação	140	42%	42%
Engenharias	192	58%	58%
Total	332	100%	100%

Também é importante comentar sobre os dados das Tabelas 4 e 5, observou-se que os respondentes, em sua maioria, são jovens, dos quais o participante mais jovem possuía 16 anos e o mais velho 52 anos, a média da idade ficou em 21 anos. Neste intervalo, dos 16 aos 21 anos, tem 70,5% de porcentagem acumulada. Após a coleta precisa dos dados para análise estatística, aplicou-se a Técnica Análise Fatorial Exploratória (AFE) para identificação da estrutura latente dos dados e a redução do número de variáveis (questões do questionário). A AFE consiste em uma classe de métodos estatísticos multivariados cujo propósito principal é definir a estrutura subjacente em uma matriz de dados, através das correlações entre as variáveis, possibilitando também definir um conjunto de dimensões latentes comuns chamadas de fatores (HAIR et al., 2009). Assim, identificam-se as dimensões de uma estrutura e determina em que grau uma determinada variável é explicada por cada dimensão. Para validação da técnica da AFE, foram realizados e analisados os seguintes processos: matriz de correlações; número de fatores; medida de adequação da amostra (MSA); comunalidades; cargas fatoriais e interpretação dos fatores. Os resultados da AFE para o questionário inicial é exibido na Figura 9.

PARÂMETROS DESEJÁVEIS					
ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA - AMOSTRA 332			MSA	Comunalidades	Cargas Fatoriais
			> 0,5	> 0,5	>0,5
RESULTADOS DA PESQUISA PARA NÍVEL BUSCA DA NOVIDADE					
Nível da Dimensão	FATOR RESULTANTE	Afirmativas	MSA	Cargas Fatoriais	Comunalidades
ALTO	1	Você tem forte necessidade de novas sensações?	0,62	0,755	0,5695
	1	Você é uma pessoa curiosa?	0,68	0,683	0,4660
BAIXO	2	Você é lento para aceitar novos métodos de fazer as coisas?	0,63	0,8200	0,6720
	2	Você se desestabiliza diante de mudanças?	0,68	0,8060	0,6490
RESULTADOS DA PESQUISA PARA NÍVEL EVITAMENTO DA PUNIÇÃO E DOR					
Nível da Dimensão	FATOR RESULTANTE	Afirmativas	MSA	Cargas Fatoriais	Comunalidades
ALTO	1	Você é ansioso (a) diante do desconhecido	0,5	0,74100	0,5490
	1	Você tem pouco confiança em si?	0,5	0,7510	0,5640
BAIXO	2	Você é uma pessoa corajosa	0,72	0,7430	0,5525
	2	Você é ousado (a)?	0,72	0,7410	0,5485
	2	Você é confiante diante do perigo?	0,68	0,7430	0,5521
	2	Você é confiante mesmo diante de incertezas?	0,69	0,6880	0,4736
RESULTADOS DA PESQUISA PARA NÍVEL NECESSIDADE DE RECOMPENSA E AFETO					
Nível da Dimensão	FATOR RESULTANTE	Afirmativas	MSA	Cargas Fatoriais	Comunalidades
ALTO	1	Você expressa facilmente suas emoções?	0,5	0,9690	0,9390
	1	Você expressa facilmente seus sentimentos?	0,5	0,9320	0,8680
BAIXO	2	Você se considera uma pessoa distante?	0,71	0,8940	0,7991
	2	Você é uma pessoa solitária?	0,67	0,7400	0,5476
	2	Você tem pouca afinidade com os outros?	0,71	0,8100	0,6560
	2	É difícil comunicar com você?	0,71	0,7000	0,4905

Figura 9 – Resultados da AFE para o questionário Perfis de Personalidade

Observando a Figura 9, nota-se que apenas 16 afirmativas das 62 afirmativas iniciais apresentaram fatores significativos da AFE. Para obter estes resultados, verificou-se a adequação dos dados ao modelo pelo qual foi avaliada por meio da análise da matriz de correlação tetracórica, calculada através da função “tetrachoric” do pacote “psych” no *software* R. Após obter a matriz de correlação, o próximo passo foi verificar os valores significativos ($>0,3$), no qual foram encontrados mais de 100 valores correlacionados entre as variáveis do construto, o que possibilitou continuar com o processo da análise fatorial.

Segundo (FÁVERO et al., 2009), quando o pesquisador sabe quantos fatores (grupos) deve extrair, pois já possui conhecimento prévio sobre a composição das variáveis, deve-se utilizar o critério “a priori”. Desse modo, o critério de seleção do número de fatores neste trabalho foi “a priori”, pois a pesquisa baseia-se na teoria de Chabot et al. (2005) o qual já foram identificados seis fatores relacionados com a personalidade do estudante (três dimensões e dois níveis em cada). Outro componente relevante para a análise e validação da AFE é a Medida de Adequação da Amostra (MSA). Esta medida trata-se do índice que avalia a adequação da aplicação da AFE e o seu valor encontra-se disposto na diagonal principal da matriz anti-imagem de correlações (FÁVERO et al., 2009). Em relação à MSA, (FÁVERO et al., 2009) afirma que, caso algum valor esteja abaixo de 0,5, indica que a variável pode não se ajustar à estrutura definida pelas outras variáveis e, portanto, merece eventualmente ser eliminada do questionário.

A comunalidade, por sua vez, expressa o quanto cada variável é representativa para o modelo, e trata-se da variância compartilhada entre as variáveis. Quando há valores superiores a 0,50 ocorre uma alta representatividade (FÁVERO et al., 2009). Vale ressaltar que, segundo (HAIR et al., 2009) e (FÁVERO et al., 2009), os parâmetros desejáveis são: Matriz de correlação $> 0,30$; Medida de Adequação da Amostra (MSA) $> 0,5$; Comunalidades $> 0,5$; Cargas Fatoriais $> 0,5$. Basicamente, as cargas fatoriais expressam a correlação que cada variável estabelece com seu fator e seu parâmetro aceitável. Todos esses parâmetros foram analisados utilizando o método de rotação “Varimax”.

Ainda na Figura 9, observa-se que foi possível evidenciar a formação dos seis fatores que representam os construtos perfis de personalidade. Os resultados permitem caracterizar cada um desses fatores, identificando as variáveis que os compõem, permitindo, assim, nomeá-los de acordo com os seis construtos perfis de personalidade. Observa-se também, na Figura 9, que três variáveis possuem cargas fatoriais próximas do parâmetro desejável, no entanto, não foram eliminadas do questionário devido ao fato de possuir fatores acima dos parâmetros desejáveis em comunalidades e MSA. Dessa forma, por meio da AFE, têm-se como resultados um questionário composto por 16 afirmativas responsável por extrair informações sobre as três dimensões psicológicas de personalidade e seus níveis. A Tabela 6 exibe as afirmativas resultantes da AFE.

Tabela 6 – Questionário Perfis de Personalidade reduzido pela AFE

Dimensões	Afirmativas
Busca da Novidade (Alto)	1. Você tem necessidade de novas sensações? 2. Você é uma pessoa curiosa?
Busca de Novidade (Nível Baixo)	1. Você é lento para aceitar novos métodos de fazer as coisas? 2. Você se desestabiliza diante de mudanças?
Evitamento da Punição e da Dor (Nível Alto)	1. Você é ansioso diante do desconhecido? 2. Você tem pouca confiança em si?
Evitamento da Punição e Dor (Nível Baixo)	1. Você é uma pessoa corajosa? 2. Você é uma pessoa ousada? 3. Você é confiante diante do perigo? 4. Você é confiante mesmo diante da incerteza?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Alto)	1. Você expressa facilmente suas emoções? 2. Você expressa facilmente seus sentimentos?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Baixo)	1. Você se considera uma pessoa distante? 2. Você é uma pessoa solitária? 3. Você tem pouca afinidade com os outros? 4. É difícil se comunicar contigo?

Considerando as informações da Tabela 6, as afirmativas que compõem o questionário foram divididas da seguinte maneira: quatro afirmativas relacionadas aos níveis da dimensão Busca da Novidade, sendo duas afirmativas para cada nível; seis afirmativas que caracterizam os níveis da dimensão Evitamento da Punição e Dor, divididas em duas perguntas que representam o nível baixo e quatro perguntas correspondentes ao nível alto da dimensão; por fim, outras seis afirmativas que representam os níveis da dimensão Necessidade de Recompensa e Afeto, com duas afirmativas no nível alto e quatro no nível baixo. Assim sendo, houve uma redução de 74% das afirmativas do questionário inicial.

Depois da análise estatística que possibilitou a redução significativa do questionário outra questão de pesquisa aparece: **Q2:** *Com a redução do questionário será possível classificar os nove perfis de personalidade utilizando Rede Neural Artificial?* Destaca-se que o questionário Perfis de Personalidade não contém informações sobre o nível médio nas dimensões estabelecidas. Assim, efetuar a classificação dos nove perfis de personalidade torna-se uma tarefa não trivial, devido à quantidade de informações a serem observadas, medidas e agrupadas. No trabalho de (MELO, 2016), foram simuladas diferentes arquiteturas de Rede Neural Artificial com diferentes bases de treinamento, tendo como entrada da rede as respostas do questionário composto por 62 afirmativas. A Seção 4.1.2 apresenta os experimentos realizados neste trabalho que consideram apenas as 16 afirmativas do questionário perfis de personalidade, como também a análise comparativa dos resultados computacionais da classificação dos nove perfis de personalidade.

4.1.2 Análise Comparativa da Classificação dos Perfis de Personalidade

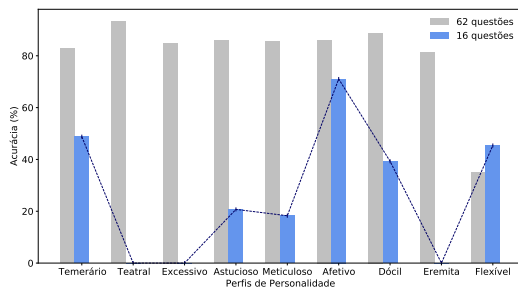
Os experimentos da classificação dos perfis de personalidade foram realizados em duas partes. Primeiramente, por meio da arquitetura de armazenamento das respostas ao questionário descrita em (MELO, 2016), definiram-se três conjuntos de treinamentos, com amostras aleatórias, a fim de desenvolver diferentes conjuntos de treinamento para o aprendizado da Rede Neural Artificial (RNA). Cada amostra da base de treinamento representa um exemplo de 16 respostas aleatórias que caracterizam determinado perfil de personalidade. Na Tabela 7 apresenta-se cada conjunto de treinamento utilizado para treinamento e validação da RNA.

Tabela 7 – Conjuntos de Treinamento (CT) e quantidade (n) de exemplos

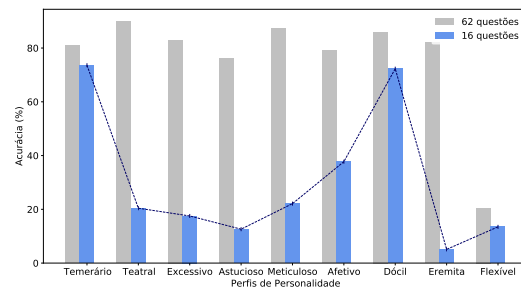
CT 1		CT 2		CT3	
Perfis	n	Perfis	n	Perfis	n
Temerário	125	Temerário	576	Temerário	1119
Teatral	98	Teatral	527	Teatral	1089
Excessivo	97	Excessivo	508	Excessivo	1048
Astucioso	111	Astucioso	562	Astucioso	1075
Meticuloso	104	Meticuloso	545	Meticuloso	1100
Afetivo	114	Afetivo	545	Afetivo	1073
Dócil	112	Dócil	547	Dócil	1078
Eremita	98	Eremita	531	Eremita	1061
Flexível	141	Flexível	659	Flexível	1357
<i>Total</i>	1.000	<i>Total</i>	5.000	<i>Total</i>	10.000

Observando a Tabela 7, nota-se que os três conjuntos de treinamento são constituídos por 1.000, 5.000 e 10.000 exemplos. Assim sendo, tem-se a mesma quantidade da base de

treinamento do trabalho de (MELO, 2016). Após o desenvolvimento da base de treinamento, verificou-se a precisão da classificação automática de cada perfil de personalidade. Com a finalidade de comparar a classificação do questionário reduzido, as arquiteturas da Rede Neural foram definidas da seguinte maneira: na camada de entrada cada neurônio equivale a uma resposta ao questionário. Dessa maneira, a análise dos resultados é feita comparando os resultados utilizando uma camada de entrada com 62 neurônios (questionário inicial), com outra camada de entrada composta por 16 neurônios (questionário reduzido). Em todas as simulações, os parâmetros da camada de entrada, juntamente com os parâmetros da camada de saída, composta por nove neurônios, não foram alterados nos experimentos. No entanto, a quantidade de camadas ocultas, base de treinamento e a quantidade de neurônios em cada camada oculta, foram modificados com objetivo de definir a melhor arquitetura e base de treinamento para o problema de classificação. A Figura 10 exibe os resultados da análise comparativa sobre a classificação dos perfis de personalidade em relação aos questionários compostos por 62 e 16 afirmativas, com duas arquiteturas e 1.000 exemplos na base de treinamento.



(a) 1 camada oculta com 5 neurônios



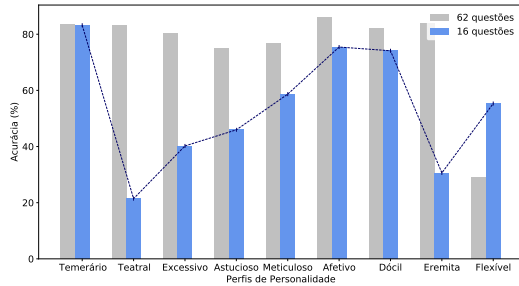
(b) 1 camada oculta com 20 neurônios

Figura 10 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 1.000 amostras.

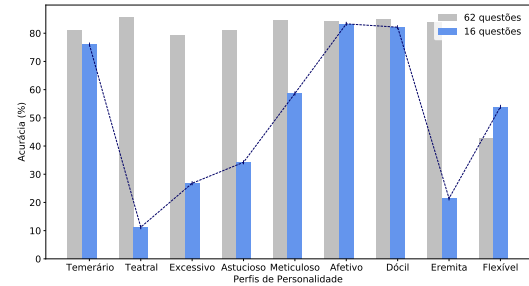
Observa-se na Figura 10 (a) que as barras em escala de cinza representam os resultados da classificação por meio do questionários composto por 62 afirmativas, detalhadas no trabalho de (MELO, 2016). As barras em azul são os resultados da classificação de cada perfil de personalidade por meio do questionário reduzido (16 afirmativas). Nota-se que, ao utilizar 1.000 exemplos de treinamento, bem como uma arquitetura composta por uma camada oculta com cinco neurônios, os perfis de personalidade teatral, excessivo e eremita não foram reconhecidos pela RNA.

Ainda nesta simulação, observa-se que o restante dos perfis não tiveram uma classificação significativa, do ponto de vista de acurácia ($>90\%$). Sendo assim, a maior acurácia foi de 70% no reconhecimento do perfil afetivo. Além disso, na Figura 10 (b), o perfil teatral teve uma maior taxa de precisão, por meio da arquitetura composta por uma camada oculta com 20 neurônios, no entanto, o perfil afetivo diminuiu sua precisão comparado

com os resultados da simulação da arquitetura anterior. Observa-se, também, na Figura 10 (b) que os perfis teatral, excessivo e eremita foram reconhecidos, porém com 20%, 17% e 5% de acurácia, respectivamente. A Figura 11 exibe os resultados do experimentos utilizando duas camadas ocultas na arquitetura da RNA.



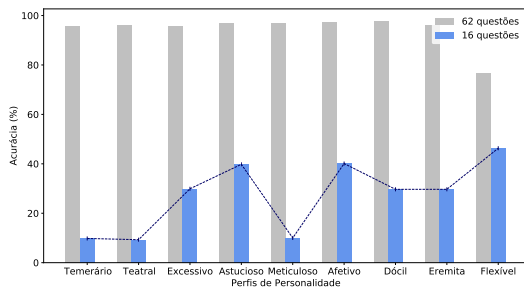
(a) 2 camadas ocultas com 5 neurônios



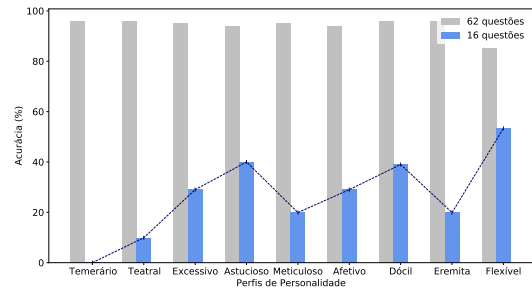
(b) 2 camadas ocultas com 20 neurônios

Figura 11 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 1.000 amostras.

Ao aumentar o número de camadas ocultas da RNA e continuar com a mesma base de treinamento, observa-se, na Figura 11, que os perfis temerário, afetivo e dócil aproximaram-se da classificação obtida na utilização de 62 neurônios na camada de entrada. Contudo, nenhum perfil de personalidade obteve uma classificação significativa. Observa-se, nas duas arquiteturas, que os resultados da simulação seguiram o mesmo comportamento na acurácia da classificação. Com objetivo de atingir uma acurácia considerável, a Figura 12 exibe os resultados obtidos empregando 5.000 exemplos na base de treinamento.



(a) 1 camada oculta com 5 neurônios

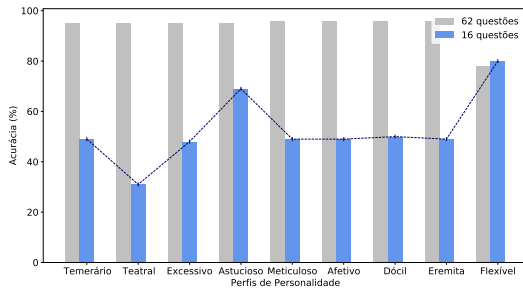


(b) 1 camada oculta com 20 neurônios

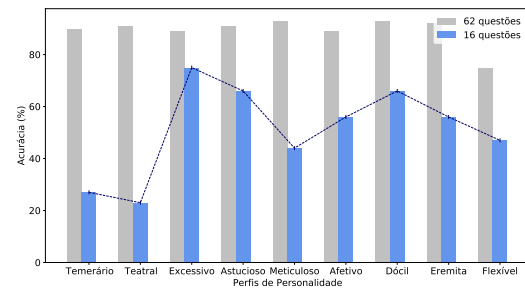
Figura 12 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 5.000 amostras.

Nota-se na Figura 12 que, mesmo com o aumento dos exemplos para treinamento da RNA, a classificação dos perfis de personalidade foi reduzida. Os perfis astucioso, afetivo, eremita e flexível, Figura 12 (a), tiveram em média 40% de precisão, sendo a melhor

classificação nesta simulação. Ao comparar com a Figura 12 (b) o perfil temerário não foi reconhecido pela RNA. No entanto, houve um pequeno aumento na classificação do perfil flexível. Para o questionário com 62 afirmativas, por meio desses parâmetros, obteve-se uma precisão superior a 90% para os perfis de personalidade, exceto para o perfil flexível na Figura 12(b). A Figura 13 exibe os resultados das simulações utilizando duas camadas ocultas na arquitetura da RNA.



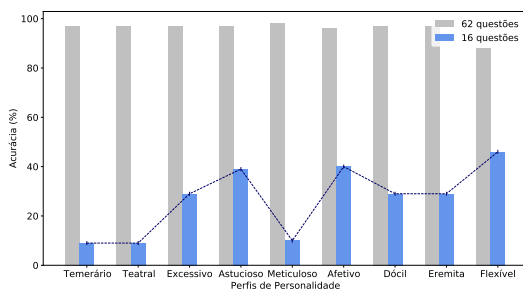
(a) 2 camadas ocultas com 5 neurônios



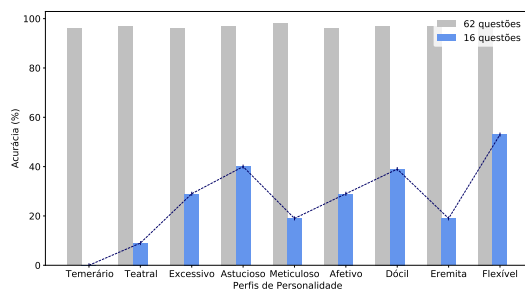
(b) 2 camadas ocultas com 20 neurônios

Figura 13 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 5.000 amostras.

Observa-se na Figura 13 (a) que apenas a classificação do perfil flexível foi superior à classificação do questionário composto por 62 afirmativas, os demais perfis de personalidade, por meio do questionário reduzido, não tiveram uma acurácia significativa. Entretanto, ao aumentar o número de camadas ocultas, bem como seus neurônios, a classificação do perfil flexível foi reduzida. Os resultados da simulação utilizando mais exemplos na base de treinamento (10.000) são exibidos a seguir (Figura 14 e Figura 15).



(a) 1 camada oculta com 5 neurônios



(b) 1 camada oculta com 20 neurônios

Figura 14 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 1 camada oculta. Base de treinamento composta por 10.000 amostras.

No trabalho de (MELO, 2016), este conjunto de treinamento foi considerado ideal para o reconhecimento dinâmico dos perfis de personalidade. Ao observar a Figura 14

(a), nota-se que, para o questionário composto por 62 afirmativas, esta arquitetura teve uma acurácia superior a 90% de precisão para os perfis de personalidade, exceto o perfil flexível. No entanto, com o questionário reduzido nenhum perfil alcançou essa taxa de precisão. Analisando a Figura 14 (b), para o questionário com 62 afirmativas todos os perfis tiveram precisão superior a 95%, porém, com o questionário reduzido a acurácia reduziu consideravelmente, inclusive o perfil temerário, que não foi classificado pela RNA. A Figura 15 exibe os últimos experimentos realizados para o estudo comparativo.

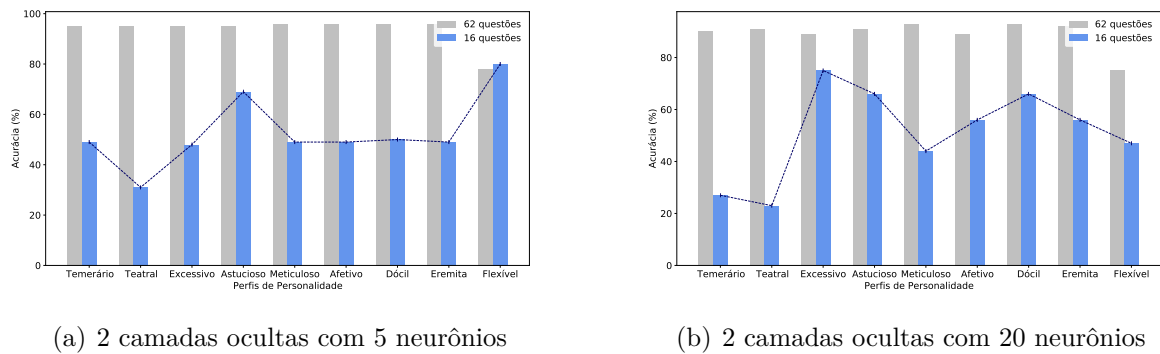


Figura 15 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade utilizando RNA. Experimentos realizados com 2 configurações de arquitetura neural com 2 camadas ocultas. Base de treinamento composta por 10.000 amostras.

Ao observar a Figura 15 (a), nota-se que a classificação do questionário reduzido, com essas configurações estabelecidas, em nenhuma simulação alcançou uma acurácia significativa para inserir essa técnica em ambientes computacionais de aprendizagem. Sendo assim, foram observados outros fatores de arquitetura de RNA para o problema de classificação dos perfis de personalidade. Para isto, foi realizado outro experimento com diferentes arquiteturas e bases de treinamento observando os seguintes parâmetros:

Número de neurônios na camada de entrada: Foi selecionado de acordo com a entrada da RNA, esta camada possui 16 neurônios, no qual cada neurônio da camada de entrada corresponde a uma resposta do questionário.

Número de camadas ocultas: O número de neurônios e camadas ocultas foram definidos empiricamente. Para este experimento, foram considerados valores próximo a média aritmética do número de neurônios da camada de entrada com os números de neurônios da camada de saída.

Número de neurônios na camada de saída: Nove neurônios na camada de saída, assim sendo, cada neurônio representa uma determinada classe (perfil de personalidade).

Conjunto de treinamento: Segundo (BARBOSA, 2004), é complexo definir o número de amostras de treinamento em redes MLP. Entretanto, algumas heurísticas são sugeridas, conforme exposto em (JAIN et al., 2000), o limite mínimo do número de exemplos no treinamento seria de dez vezes o número de características vezes o número de

classes. No entanto, para (SILVA et al., 1993) o mínimo de amostras na base de treinamento seria cinco vezes o número de características vezes o número de classes.

Parâmetros Fixos: Função de Ativação Sigmoidal; Treinamento supervisionado com o algoritmo *Backpropagation*; Taxa de aprendizagem: 0.3; Número de épocas: 500 como critério de parada.

Com base nessas informações supracitadas, foram desenvolvidos quatro conjuntos de amostras para o treinamento da rede neural. Ao considerar os valores da camada de entrada e camada de saída, têm-se quatro conjuntos de treinamento compostos por 1.000, 2.000, 5.000 e 10.000 exemplos. Para cada conjunto de treinamento 10 % do seu tamanho foi separado para validação da RNA, o restante das amostras (90%) foram utilizadas para o treinamento da RNA. Posteriormente, efetuou-se experimentos com quatro diferentes configurações: (i) 1 camada oculta com 6 neurônios; (ii) 1 camada oculta com 12 neurônios; (iii) 2 camadas ocultas com 6 neurônios cada; (iv) 2 camadas ocultas com 12 neurônios cada. A Tabela 8 exibe os resultados experimentais da classificação dos perfis de personalidade utilizando as quatro arquiteturas definidas com um conjunto de treinamento composto por 1.000 exemplos de resposta ao questionário com 16 afirmativas.

Tabela 8 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 1.000 exemplos para treinamento da RNA

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 6 neurônios	1 camada oculta com 12 neurônios	2 camadas ocultas com 6 neurônios	2 camadas ocultas com 12 neurônios
Afetivo	114	93.86%	93.86%	92.98%	92.98%
Astucioso	111	90.09%	93.69%	94.59	90.09%
Dócil	112	97.32%	98.21%	95.54%	93.75%
Eremita	98	96.94%	95.92%	91.84%	87.76%
Excessivo	97	86.06%	90.72%	89.69%	89.69%
Flexível	141	80.85%	53.19%	80.85%	81.56%
Meticuloso	104	97.12%	94.23%	97.12%	95.19%
Teatral	98	87.76%	85.71%	91.84%	87.76%
Temerário	125	92.8%	91.2%	93.6%	91.2%
<i>Total</i>	1.000	91.20%	87.40%	91.70%	89.90%
	<i>Mínimo</i>	80.85	53.19	80.85	81.56
	<i>Máximo</i>	97.32	98.21	97.12	95.19
	<i>Desvio Padrão</i>	5.65	13.71	4.72	4.07

A Tabela 8 apresenta os resultados da classificação da RNA com um base de treinamento composta por 1.000 exemplos. Assim, é possível observar que, mesmo com um número relativamente pequeno de exemplos informados a rede neural, têm-se como resultados uma acurácia significativa para as arquiteturas compostas por seis neurônios em suas camadas ocultas, atingindo 91,20 % e 91,70% de precisão observando a classificação geral dos perfis. Apesar disso, ao observar os resultados da classificação para cada perfil, verifica-se que os perfis flexível, eremita e excessivo não alcançaram resultados significativos, comparados com a classificação dos demais perfis. Na arquitetura composta por 1 camada oculta e 12 neurônios, o perfil flexível atingiu apenas 53,19% de precisão em sua classificação. Por meio desse experimento, verificou-se a possibilidade de classificar os

perfis de personalidade utilizando RNA por meio do questionário reduzido. As Tabelas 9, 10 e 11 apresentam os resultados dessa classificação.

Tabela 9 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 2.000 exemplos para treinamento da RNA

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 6 neurônios	1 camada oculta com 12 neurônios	2 camadas ocultas com 6 neurônios	2 camadas ocultas com 12 neurônios
Afetivo	226	93.81%	95.13%	94.69%	94.25%
Astucioso	233	93.99%	93.99%	93.99%	93.13%
Dócil	217	95.85%	93.55%	96.31%	95.39%
Eremita	208	92.79%	92.79%	92.79%	91.35%
Excessivo	202	93.07%	93.56%	92.57%	92.57%
Flexível	262	78.24%	69.08%	89.31%	90.46%
Meticuloso	215	93.49%	95.35%	94.42%	92.09%
Teatral	201	92.04%	88.56%	94.03%	90.55%
Temerário	236	92.8%	91.1%	92.8%	88.98%
<i>Total</i>	2.000	91.50%	89.90%	93.35%	92.05%
	<i>Mínimo</i>	78.24	69.08	89.31	88.98
	<i>Máximo</i>	95.85	95.35	96.31	95.39
	<i>Desvio Padrão</i>	5.19	8.24	1.93	2

É possível observar, na Tabela 9, que ao aumentar o número de exemplos (2.000) para treinamento da RNA houve uma melhora significativa na classificação dos Perfis de Personalidade, considerando uma classificação geral, têm-se como resultados 91,50%, 89,90%, 93,35%, 92,95% de precisão por meio das quatro arquiteturas simuladas. A arquitetura composta por 2 camadas ocultas com 6 neurônios em cada camada chegou a 89,31% de precisão na classificação do perfil flexível. Este mesmo perfil atingiu uma maior classificação (90.46%) ao observar a arquitetura composta por 2 camadas ocultas com 12 neurônios. No entanto, nesta mesma arquitetura, o perfil temerário diminuiu sua acurácia em relação à classificação nas demais configurações. Resultados da simulação utilizando uma base de treinamento composta por 5.000 exemplos são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 5.000 exemplos para treinamento da RNA

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 6 neurônios	1 camada oculta com 12 neurônios	2 camadas ocultas com 6 neurônios	2 camadas ocultas com 12 neurônios
Afetivo	545	94.68%	93.76%	93.94%	93.39%
Astucioso	562	95.55%	93.59%	96.44%	95.20%
Dócil	547	93.24%	93.24%	93.24%	94.15%
Eremita	531	94.16%	93.41%	94.5%	92.84%
Excessivo	508	91.73%	92.72%	92.32%	92.32%
Flexível	659	83.76%	89.53%	87.41%	88.92%
Meticuloso	545	95.23%	94.68%	95.78%	94.68%
Teatral	527	93.36%	92.79%	94.5%	92.41%
Temerário	576	92.36%	93.4%	93.75%	94.79%
<i>Total</i>	5.000	92.42%	92.94%	93.42%	93.12%
	<i>Mínimo</i>	83.76	89.53	87.41	88.92
	<i>Máximo</i>	95.55	94.68	96.44	95.20
	<i>Desvio Padrão</i>	3.57	1.42	2.61	1.92

Observando a classificação geral dos perfis de personalidade na Tabela 10, nota-se que os resultados utilizando 5.000 exemplos na base de treinamento foram significativos, sendo superior a 90% de precisão em todas as arquiteturas de RNA. Considerando a classificação para cada perfil, em todas as arquiteturas simuladas, apenas o perfil flexível obteve resultado inferior a 90 % em seu reconhecimento. A arquitetura composta por 1 camada oculta e 12 neurônios, teve um menor desvio padrão e, o perfil flexível atingiu maior precisão (89,53%) por meio dessa configuração. No entanto, com a finalidade de alcançar uma precisão superior a 90% em todos os perfis de personalidade foram realizados experimentos utilizando 10.000 exemplos na base de treinamento. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Classificação dos perfis de personalidade utilizando 10.000 exemplos para treinamento da RNA

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 6 neurônios	1 camada oculta com 12 neurônios	2 camadas ocultas com 6 neurônios	2 camadas ocultas com 12 neurônios
Afetivo	1073	95.43%	94.87%	94.32%	94.59%
Astucioso	1075	94.60%	94.14%	96%	94.79%
Dócil	1078	92.95%	94.16%	94.62%	94.16%
Eremita	1061	93.97%	94.63%	93.97%	94.06%
Excessivo	1048	94.27%	94.08%	93.61%	92.65%
Flexível	1357	83.64%	83.71%	89.39%	89.54%
Meticuloso	1100	96.45%	94.45%	94.55%	94.27%
Teatral	1089	94.95%	93.76%	95.043%	94.21%
Temerário	1119	92.31%	93.48%	94.10%	93.48%
<i>Total</i>	10.000	92.91%	92.77%	93.83%	93.42%
	<i>Mínimo</i>	83.64	83.71	89.39	89.54
	<i>Máximo</i>	96.45	94.87	96	94.79
	<i>Desvio Padrão</i>	4.93	3.52	1.84	1.62

Ao observar as informações contidas na Tabela 11, note-se que, mesmo com o aumento dos exemplos oferecidos a RNA não atingiu um aumento significativo na classificação do perfil flexível. Ainda na Tabela 11, observa-se que aumentou o desvio padrão nas arquiteturas compostas por uma camada oculta utilizando tanto seis ou doze neurônios em cada camada. Observa-se que a arquitetura composta por duas camadas ocultas com seis neurônios em cada camada atingiu uma melhor precisão geral, com 93,83% de acurácia, comparada com as demais arquiteturas simuladas.

No entanto, considerando os resultados das simulações descritos nas Tabelas 8, 9, 10 e 11, a melhor classificação para todos os perfis de personalidade foi obtida utilizando a seguinte arquitetura neural: 1 camada de entrada com 16 neurônios, 1 camada oculta com 12 neurônios e, por fim, 1 camada de saída composta por 9 neurônios. Além disso, a base de treinamento ideal é formada por 5.000 exemplos de respostas ao questionário que caracterizam os nove perfis de personalidade. Dessa forma, por meio dessas simulações e dos resultados, foi possível validar a questão de pesquisa (Q2) desta tese de doutorado, em que o questionário reduzido pode ser entrada da RNA e, em seguida, classificar de maneira efetiva os perfis de personalidade em ambientes computacionais de aprendizagem.

4.1.3 Especificação das Estratégias Pedagógicas

No trabalho de Melo (2016) relacionou as emoções básicas, os perfis de personalidade e a pedagogia emocional exposta por Chabot et al. (2005). Em seguida, nesse trabalho, foi definido um conjunto composto por 42 estratégias pedagógicas personalizadas aos nove perfis de personalidade. Posteriormente, aplicou-se a técnica Árvore de Decisão para definir as melhores regras pedagógicas. Como resultados, têm-se 15 estratégias pedagógicas responsáveis por aproximar o estudante, com um determinado perfil de personalidade, da emoção favorável ao aprendizado. Todas as estratégias pedagógicas e suas definições podem ser vistas em (MELO, 2016).

Ainda no trabalho de (MELO, 2016), as regras iniciais definidas foram informadas para 33 estudantes juntamente com a descrição do seu perfil de personalidade. Assim sendo, 80% dos estudantes concordaram completamente com a estratégia pedagógica durante o processo de ensino e aprendizado. Nenhum estudante discordou das estratégias pedagógicas relacionadas ao seu perfil de personalidade. Objetivando complementar a este trabalho, o conjunto de regras pedagógicas foi associado à metodologia dos MCE a fim de proporcionar ao estudante estratégias e/ou instruções adaptadas ao seu traço de personalidade, emoções e recomendação de conteúdos de aprendizagem. A Tabela 12 apresenta as instruções pedagógicas personalizadas ao perfil afetivo do estudante.

Tabela 12 – Estratégias pedagógicas considerando os MCE, emoções e personalidade

Perfil de Personalidade	Emoções	Instrução Adaptativa Pedagógica
Afetivo	Todas as emoções	IAP1: Interagir com o estudante nos intervalos de memorização do conteúdo. IAP:2 Motivar o estudante deste perfil quando ele tiver ganho na aprendizagem.
Astucioso	Emoções Negativas	IAP3: Em ciclo improdutivo de aprendizagem incentivar o estudante na resolução de exercícios relacionados as suas dúvidas. IAP4: Interrogar o estudante sobre suas emoções.
Excessivo	Todas as Emoções	IAP5: Quando o estudante errar um exercício inicializar uma interação e, em seguida, ofertar o material de aprendizagem relacionado a sua dúvida, em diferentes formatos.
Eremita	Todas as Emoções	IAP6: Efetuar a recomendação de atividades e/ou conteúdos extras relacionados ao conhecimento adquirido.
Dócil	Tristeza	IAP7: Em caso de erros ou ciclo improdutivo deve-se interagir com o estudante oferecendo a ele outros formatos de recursos educacionais do mesmo conteúdo.
Temerário	Desgosto	IAP 8: Oferecer ao estudante exercícios complementares para cada ganho de aprendizagem.
Teatral	Todas as Emoções	IAP9: Interagir com este estudante somente quando for solicitado e, caso solicitado, seguir estratégias pedagógicas da metodologia dos MCE.
Meticuloso	Todas as Emoções	IAP10: Durante as resoluções de exercícios encorajá-lo, em caso de dúvidas ou demora na resolução.
Flexível	Todas as Emoções	IAP11: Este perfil necessita de materiais complementares, tais como conteúdos e exercícios.

Observa-se na Tabela 12 que nem todos os perfis de personalidade necessitam de interação durante processo cognitivo. Ao associar os MCE com o perfil afetivo, o detalhamento das estratégias pedagógicas foi realizado de maneira personalizada em relação a adaptação dos conteúdos educacionais. Observando as regras adaptadas, nota-se que a interação professor/estudante para engajamento e memorização de conteúdos não são estratégias eficientes para todos os perfis. Em relação a recomendação de conteúdos complementares, somente estudantes dos perfis Flexível, Temerário e Eremita têm necessidades de receber materiais complementares ao curso. Por meio dessas estratégias pedagógicas personalizadas, possibilita oferecer ao estudante a regulação das emoções negativas ao aprendizado.

4.2 Aplicação dos MCE em Análise Financeira

A Metodologia dos Mapas de Conhecimento Estruturados (MCE), detalhada na Seção 2.1, é responsável pela definição dos conceitos e conhecimentos, mínimos necessários, que garantem o aprendizado de determinado conteúdo. Neste contexto, a Figura 20 exibe as ramificações, classificadas pelo professor, na disciplina de Análise Financeira.

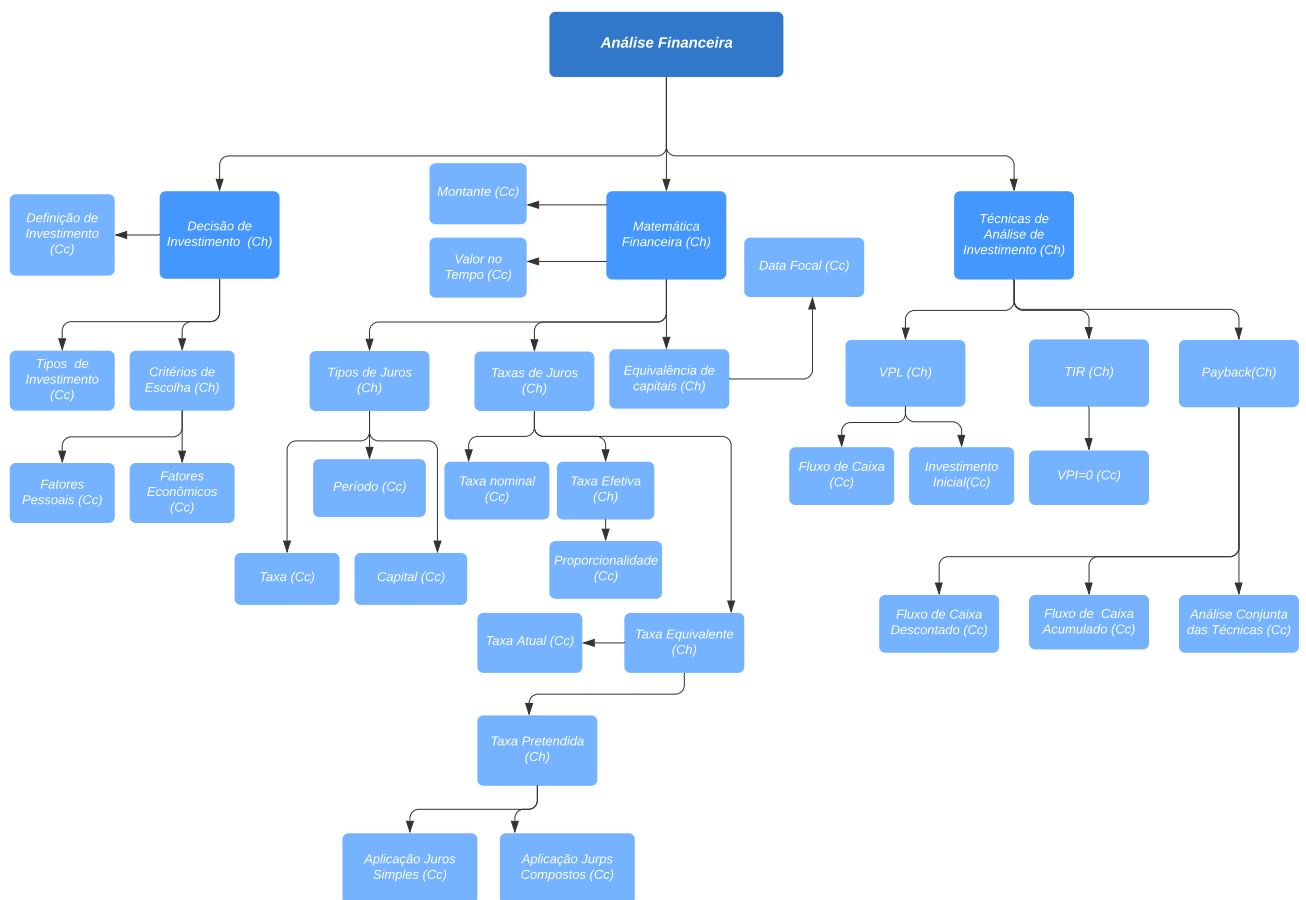


Figura 16 – Sequenciamento curricular da disciplina Análise Financeira

Antes da implementação do STI-Lina, primeiramente, efetuou-se a validação dos aspectos teóricos dos MCE na disciplina de Análise Financeira. Essa metodologia foi analisada em nove turmas de pós-graduação, com 18 estudantes em cada. Para isto, o professor foi informado sobre a metodologia e efetuou uma análise dos três tópicos da ementa, sendo eles: “Decisão do Investimento”, “Matemática Financeira” e “Técnicas de Análise de Investimentos”. Em seguida, realizou-se o processo de ramificação de cada conteúdo de aprendizagem, ou seja, a definição dos pré-requisitos de conceitos e pré-requisitos de conhecimentos relacionados a cada tópico da ementa, conforme exposto na Figura 16.

Ainda na Figura 16, observa-se que o professor definiu os conceitos (Cc) e conhecimentos (Ch) mínimos necessários para cada item da disciplina de Análise Financeira, respeitando a classificação das ramificações que cobrem determinado conteúdo. No primeiro semestre desta disciplina o professor não utilizou os MCE, ou seja, não identificou os conceitos e conhecimentos antes de apresentar um novo conteúdo de aprendizagem aos estudantes. Assim sendo, a Tabela 13 exibe uma análise em oito turmas no curso de pós-graduação sobre a aplicação dos MCE.

Tabela 13 – Resultados da aplicação dos MCE na Disciplina Análise Financeira

Ano	Turma	Porcentagem de Aprovação	Avaliação do Professor	Utilização do Método
2018	Ituiutaba	74%	76%	Não
2018	Coromandel	95%	100%	Sim
2018	Uberaba	91%	98%	Sim
2019	Uberlândia - Turma 1	100%	100%	Sim
2019	Uberlândia - Turma 2	100%	100%	Sim
2019	Ituiutaba	100%	100%	Sim
2019	Patos de Minas	100%	100%	Sim
2019	Uberaba	100%	100%	Sim
2019	Uberaba	98,5%	100%	Sim

Na Tabela 9, nota-se que, no primeiro semestre do curso o índice de aprovação da turma, bem como a avaliação do professor ficou em 74% e 76%, respectivamente. Após a aplicação dos MCE, bem como as técnicas de memorização do MMEEBB, o rendimento dos estudantes melhorou significativamente, chegando em 100% de aproveitamento. Devido a primeira avaliação do professor, no segundo semestre, dois pedagogos foram convidados a assistir as aulas do professor durante todo o curso. Ao término da disciplina os profissionais da educação avaliaram o professor em 100% em sua avaliação docente. Vale ressaltar que o professor não utilizou outras estratégias pedagógicas, além dos MCE e MMEEBB, que contribuíram para o ganho da aprendizagem. Assim sendo, inicializa-se o desenvolvimento dos módulos que compõem o STI-Lina, mais precisamente o Módulo do Professor e Interface do Estudante, apresentados a seguir.

4.3 Interface do Professor

Posteriormente à validação dos aspectos teóricos da metodologia dos MCE e a maximização da aprendizagem após sua utilização, o módulo Interface Professor foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação *JavaScript* com o *framework* Angular. A Interface do Professor é responsável pela organização e estrutura dos recursos de aprendizagem com base nos MCE. A Figura 17 exibe a tela inicial de cadastro da disciplina e/ou curso.

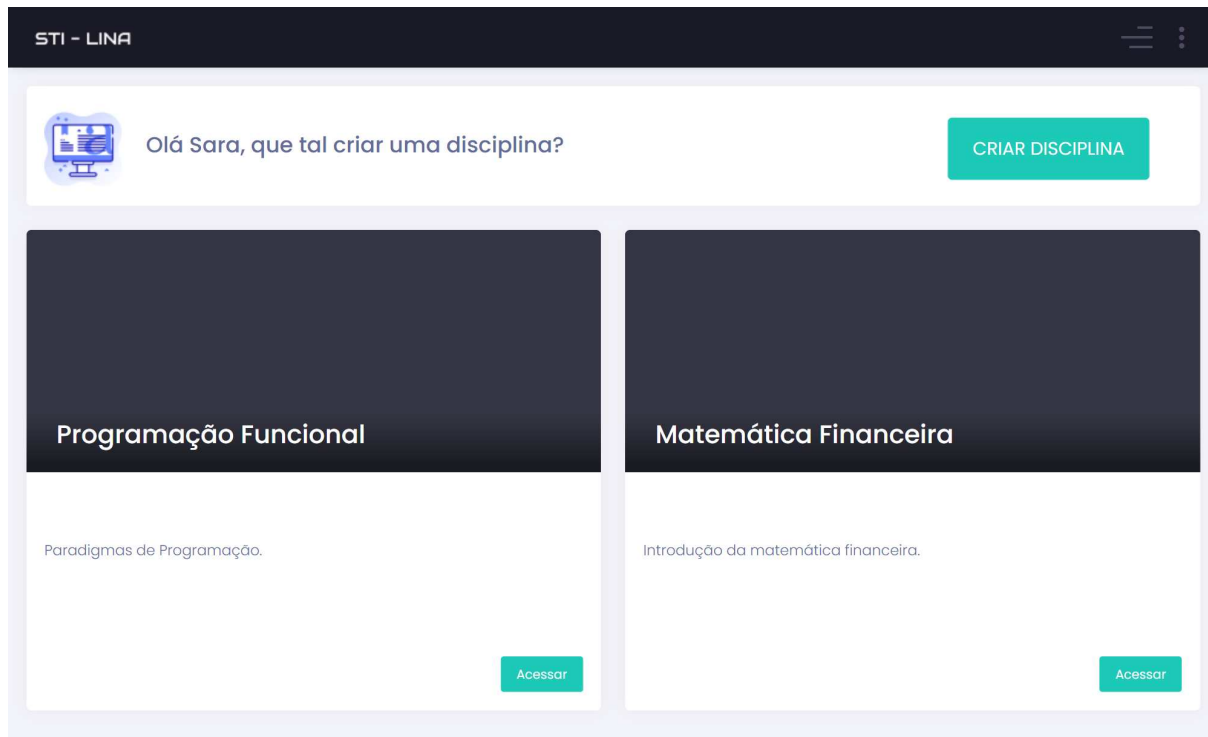


Figura 17 – Tela de cadastro da disciplina - Interface Professor

O STI Lina foi desenvolvido conforme os processos especificados na Figura 8. Ao informar as credenciais de acesso, o professor é direcionado para a tela inicial (Figura 17), onde é possível visualizar todas as disciplinas que ele cadastrou, além da possibilidade de criar novos cursos e/ou disciplinas. Assim sendo, em todo curso, o professor deve cadastrar cada tópico da matriz curricular e, em cada ramificação, caracterizar o que é considerado como conceitos (definições) e como conhecimentos (ações sobre um conceito). Todos esses itens devem estar relacionados ao conteúdo principal do curso. Paralelamente, o professor também é responsável por inserir os recursos educacionais de cada item. Nesta etapa, a fim de auxiliar o professor no STI-Lina, foram integradas duas *Application Programming Interface* (API), *Youtube API* e *MediaWiki API*, com a finalidade de efetuar uma recomendação de possíveis recursos educacionais relacionados ao tópico da ementa. A Figura 18 apresenta o processo de ramificação e inserção de conteúdos educacionais no STI-Lina.

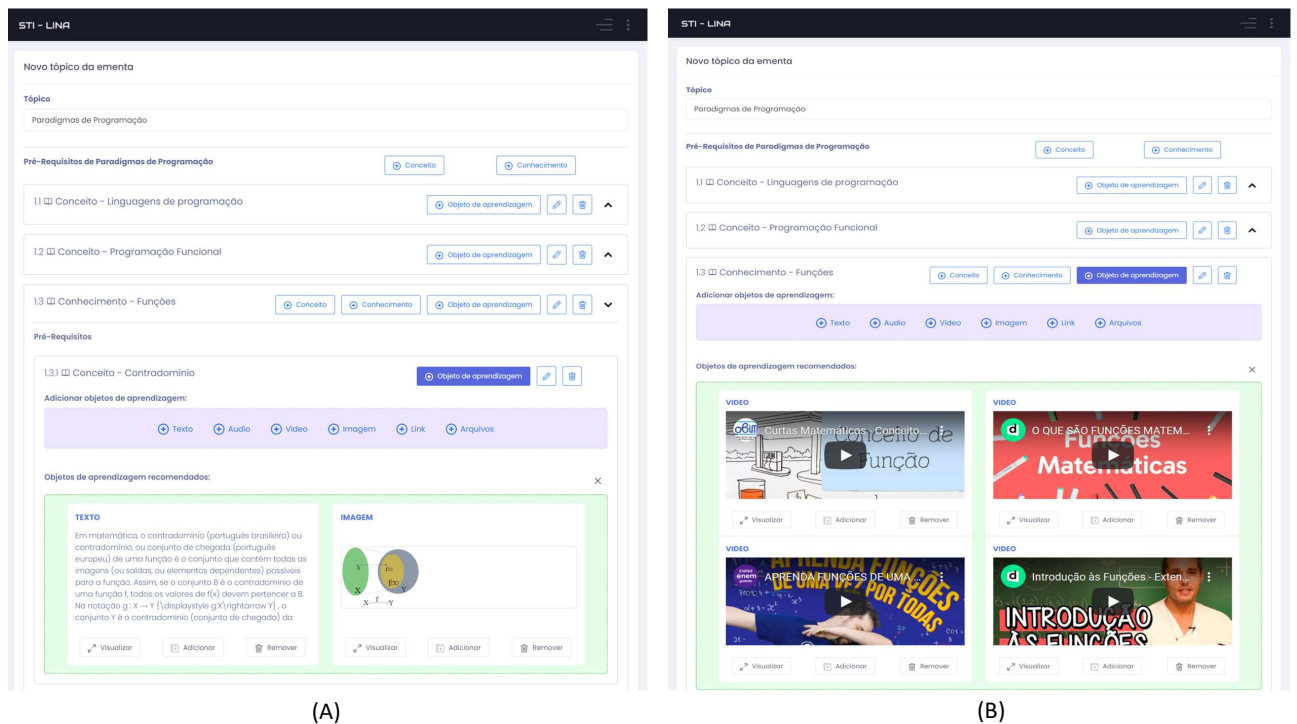


Figura 18 – Tela estruturação do conteúdo educacional - Interface Professor

A Figura 18 apresenta a tela de ramificação da ementa, neste processo, ao selecionar um tópico da ementa como conceitos não é possível efetuar a ramificação daquele item, uma vez que, de acordo com os MCE, conceitos são apenas definições. No entanto, observa-se na Figura 18 (a) quando uma ramificação do conteúdo é definida como conhecimento, na tela de cadastro será disponível realizar outra ramificação daquele item definida como conceitos ou conhecimentos, considerando até 5 ramificações para cada tópico.

Ainda na Figura 18 (a), nota-se que ao cadastrar um item como conceito o sistema realiza uma busca sobre esta definição, utilizando a *MediaWiki* API, e recomenda ao professor um conteúdo de textual e/ou imagem. Essa recomendação de texto deve-se ao fato que conceitos são apenas definições. Neste trabalho, os parâmetros da *MediaWiki* API foram configurados para recomendar ao professor apenas o primeiro parágrafo do texto sobre determinado conteúdo, como também a associação da recomendação a categoria do item cadastrado. Assim sendo, o sistema permite que essas recomendações sejam inseridas pelo professor no ambiente computacional, como também possibilita o professor inserir seus recursos de aprendizagem, em diferentes formatos, conforme elaboração do curso.

Contudo, ao classificar um item como conhecimento, Figura 18 (b), o sistema efetua uma recomendação de conteúdos, em formato de vídeo, utilizando a API Youtube. Neste processo, como conhecimentos são ações sobre um conceito, os parâmetros de busca da API foram definidos pela categoria educacional priorizando vídeos entre quatro até vinte minutos de duração. Assim sendo, caso retorne algum vídeo sobre determinado conteúdo

de aprendizagem cadastrado, o STI-Lina recomenda os cinco primeiros vídeos, conforme sua relevância. Para cada item recomendado, o professor poderá inserir estes recursos de aprendizagem no sistema ou removê-los da plataforma. Além disso, o professor poderá inserir diferentes formatos de mídias de sua preferência que contém informações responsáveis por cobrir os pré-requisitos de conceitos e conhecimentos preestabelecidos.

Para este armazenamento de dados, utilizou-se um banco de dados não relacional (*Not Only SQL* - NoSQL), baseado em documentos. Segundo (ELMASRI et al., 2016), uma das classes de sistemas NoSQL é categoria baseada em documentos, na qual os dados são armazenados em forma de documentos utilizando formatos conhecidos, como o JSON (JavaScript Object Notation). Dessa maneira, os documentos são acessíveis mediante ID de documento (identificador), entretanto os documentos podem também ser acessados rapidamente utilizando outros índices. O armazenamento de documentos do STI-Lina pode ser visto nos Apêndices deste trabalho. Assim, tem-se a organização e o armazenamento dos conteúdos educacionais em que o professor poderá efetuar o gerenciamento dessas informações. A Figura 19 apresenta um exemplo da Interface do Professor no STI-Lina após efetuar o cadastro/ramificação do tópico da ementa, bem como a inserção dos objetos de aprendizagem.

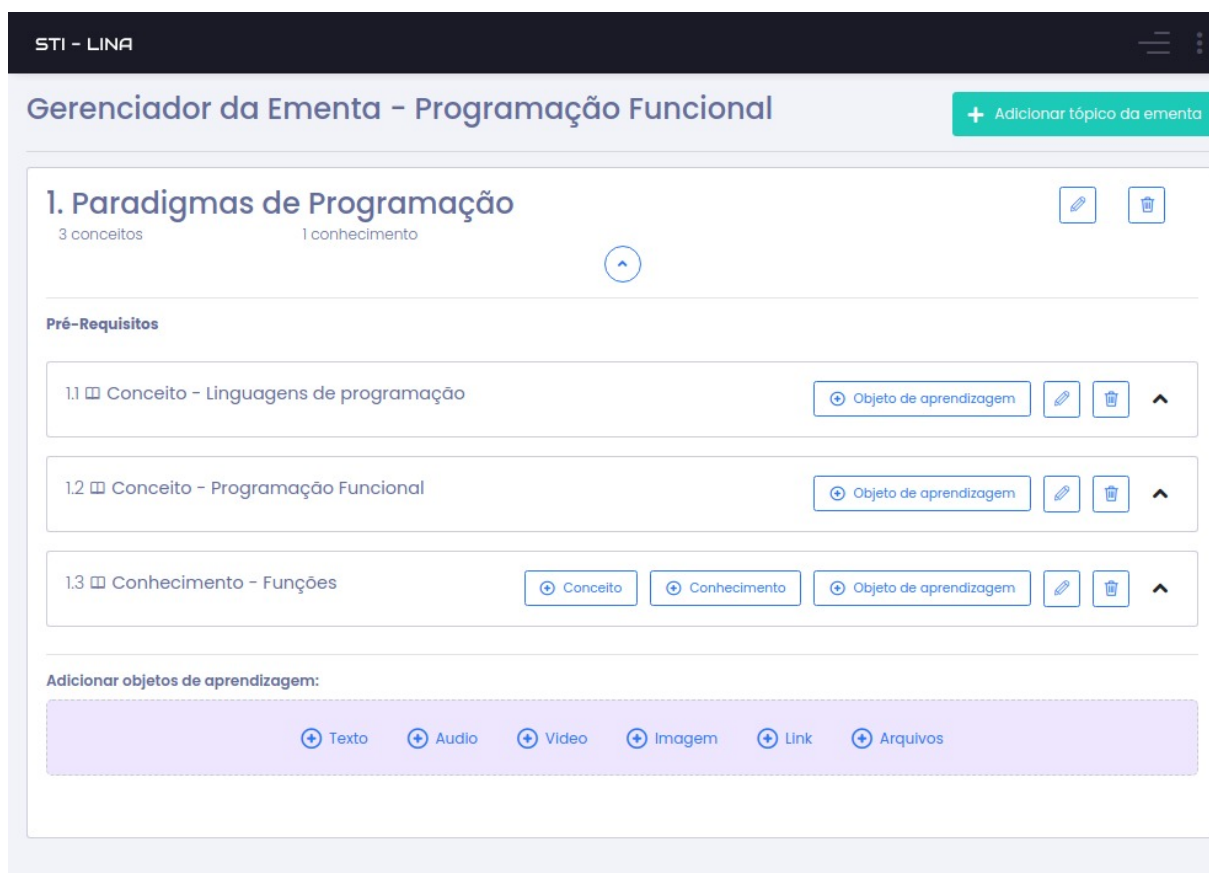


Figura 19 – Tela gerenciamento da disciplina - Interface Professor

Na interface do professor, além do gerenciamento do curso, possibilita a geração de relatórios referentes à quantidade de estudantes matriculados, quantidade total de conceitos, conhecimentos e objetos de aprendizagem cadastrados, informações sobre estudantes matriculados na disciplina e, por fim, quais são os itens de aprendizagem que os estudantes têm maior dificuldade. A Figura 20 (a) apresenta as informações do interface do gerenciamento do curso e a Figura 20 (b) exibe o relatório do caminho de aprendizagem percorrido por um estudante comparado com o caminho de aprendizagem definido pelo professor.

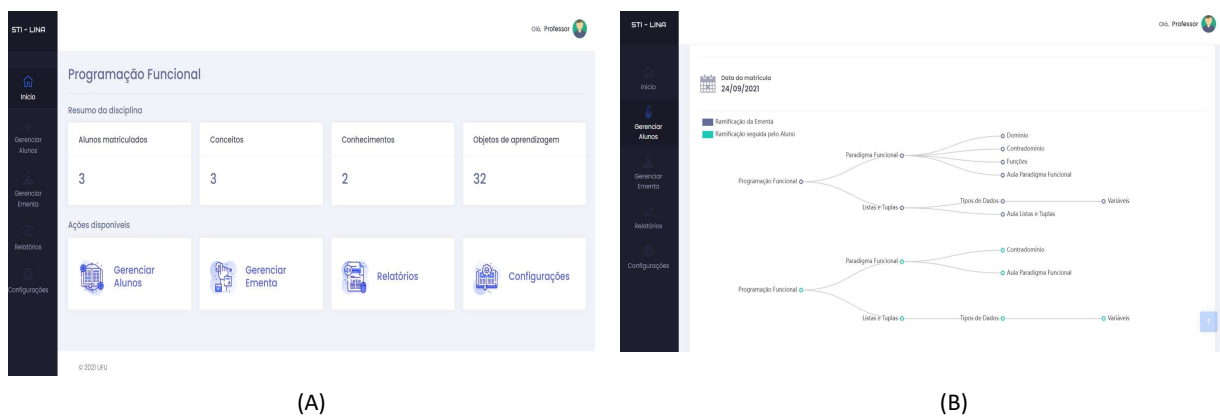


Figura 20 – Tela estruturação do curso e comparação dos caminhos de aprendizagem

Além da implementação da interface do professor, o módulo do estudante foi também desenvolvido nesta pesquisa. As principais ações do estudante e o comportamento do STI-Lina são apresentados a seguir.

4.4 Interface do Estudante

A modelagem do estudante proposta nesta abordagem contém informações sobre conhecimento prévio, conhecimento atual, emoções e personalidade. Todas essas informações são recuperadas na Interface do Estudante para fornecer uma recomendação adequada dos recursos educacionais e, conseqüentemente, promover um caminho de aprendizagem individualizado. Além disso, por meio das informações contidas no Modelo do Estudante, as estratégias e instruções pedagógicas também são adaptadas ao perfil de personalidade. Para isto, primeiramente, necessita de um módulo classificador dos traços de personalidade. Assim sendo, a Figura 21 exibe a Interface do Estudante desenvolvida. Nota-se, na Figura 21, que ao acessar o sistema pela primeira vez é apresentado ao estudante o questionário reduzido para identificação do perfil de personalidade. Enquanto o estudante não responder ao questionário ele não terá acesso ao conteúdo do curso, no entanto, uma vez respondido o questionário não será mais apresentado ao estudante.

Figura 21 – Questionário Perfil de Personalidade - Interface Estudante

As respostas do questionário serão entradas da Rede Neural Artificial, configurada com a melhor arquitetura e base de treinamento, para realizar a classificação automática dos perfis de personalidade, conforme resultados dos experimentos detalhados na Subseção 4.1.1 e Subseção 4.1.2. As informações relacionadas à classificação do perfil de personalidade são armazenadas no Modelo do Estudante. Já a Figura 22 apresenta como é realizado no STI-Lina o mapeamento das dúvidas de pré-requisitos de conceitos/conhecimentos na Interface do Estudante antes de apresentar o conteúdo da aula.

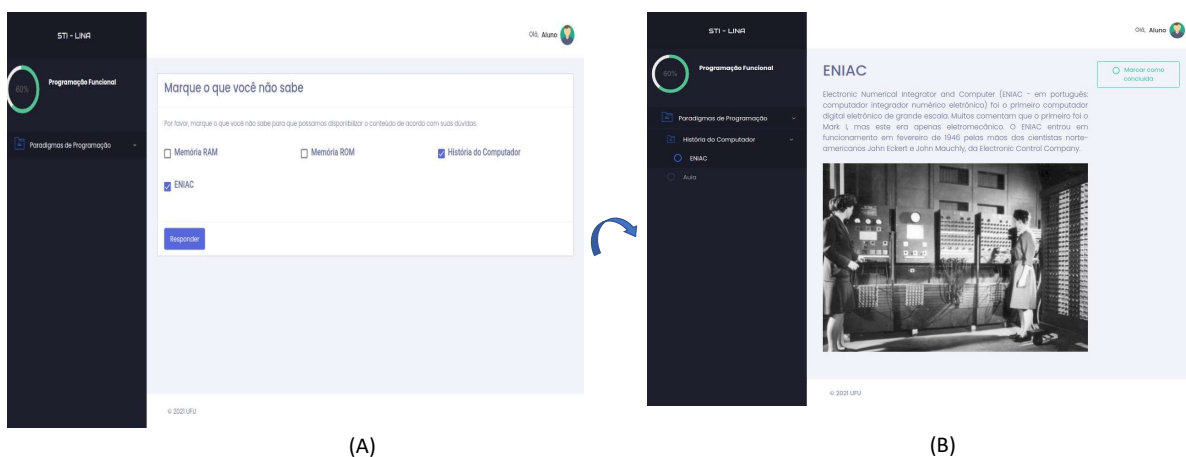


Figura 22 – Mapeamento dos pré-requisitos de conceitos e conhecimentos

Ao acessar o sequenciamento curricular definido na Interface do Professor, o sistema mapeará as dúvidas de pré-requisitos de conceitos e conhecimentos em cada conteúdo de aprendizagem. Para isto, uma maneira de identificação dessas dúvidas sem intimidar o estudante é perguntar a ele sobre o que não sabe. Observa-se na Figura 22 (a) que o estudante tem apenas um tópico de aprendizagem, denominado paradigmas de programação, disponível para ele neste momento do curso. Por meio das definições de pré-requisitos, o estudante deverá selecionar os itens que ele desconhece. Após esta seleção, o STI Lina recomendará os conteúdos de aprendizagem personalizados as dúvidas de cada estudante, em diferentes formatos, conforme exposto na Figura 22 (b). Assim sendo, diferentes caminhos de aprendizagem serão constituídos para cada estudante em determinado curso.

No STI-Lina, a transmissão do conhecimento inicializará a partir das folhas (conceitos), de forma *botton up*. Em cada item do curso, após marcar como concluída uma atividade, é disponibilizado o conteúdo. Portanto, o próximo conhecimento somente será apresentado ao estudante após verificar que não há dúvidas no conhecimento anterior. Além do mapeamento das dúvidas relacionadas aos conceitos e conhecimentos e a recomendação personalizada dos objetos de aprendizagem, deve-se integrar a Interface do Estudante o módulo classificador das emoções básicas, bem como acompanhar a evolução emocional do estudante após utilização das estratégias pedagógicas considerando estados afetivos, personalidade e MCE definidas nesta tese de doutorado. Os módulos Interface Professor e Interface Estudante foram desenvolvidos após constatação do ganho do aprendizado no ensino presencial. Assim sendo, verifica-se que os aspectos metodológicos desta abordagem poderão ser utilizados tanto no ensino presencial quanto no ensino a distância.

Considerações Finais

Este trabalho propôs uma arquitetura de um Sistema Tutor Inteligente (STI), amparado pedagogicamente pela teoria dos Mapas de Conhecimentos Estruturados (MCE), considerando os estados afetivos e conhecimento do estudante para efetuar o sequenciamento curricular adaptativo do curso e, conseqüentemente, a organização e estruturação dos conteúdos de aprendizagem relacionados a determinado curso. Todos os módulos que compõem a arquitetura clássica de um STI foram modelados, além da inserção do módulo e interface do professor na arquitetura do sistema. A teoria dos MCE foi utilizada para a modelagem do Módulo de Domínio, Modelo do Estudante e a modelagem da inserção da Interface do Professor a ser inserida no sistema de tutoria. Antes da implementação da Interface do Professor, um experimento foi realizado com intuito de verificar a influência dos aspectos teóricos da metodologia dos MCE no aprendizado. Os resultados apresentados no Capítulo 4 mostraram que, após o sequenciamento curricular, proposto no MCE, houve um maior ganho do aprendizado dos estudantes na disciplina Análise Financeira.

Nesta abordagem proposta, o STI contém oito módulos a serem desenvolvidos para seu total funcionamento. O Módulo Interface do Professor e Módulo de recomendação de conteúdos na Interface do Estudante são contribuições que foram desenvolvidas durante esta pesquisa. Considerando a ramificação de pré-requisitos de conceitos e conhecimentos, foi utilizada uma abordagem de estrutura de dados do tipo árvore para o armazenamento dos recursos educacionais. Além disso, possibilita inserir diferentes formatos de mídias sobre o mesmo conteúdo de ensino. Vale ressaltar que o STI não substitui o papel do professor, no entanto, o professor será agente ativo do processo no qual é responsável por inserir os recursos de aprendizagem, mínimos necessários, relacionados ao tópico de aprendizagem, para que o estudante não tenha dúvidas de pré-requisitos de conceitos e conhecimentos. Ainda nesta interface, durante a ramificação da ementa, duas *Application Programming Interface* foram utilizadas para recomendação das definições dos conceitos e, a recomendação de vídeos do Youtube, na categoria educacional, para os conhecimentos. Entretanto, o professor poderá inserir essas recomendações, bem como remover, editar ou acrescentar informações de sua preferência.

A Interface do Estudante foi desenvolvida conforme a modelagem proposta no STI-LINA no qual o sistema efetuará um mapeamento das dúvidas de pré-requisitos de conceitos e pré-requisitos de conhecimento antes de inicializar o conteúdo principal do curso. Conforme as dúvidas de pré-requisitos, o módulo recomendação oferece ao estudante recursos educacionais, em diferentes formatos, responsáveis por cobrir as necessidades de aprendizagem do estudante naquele instante. Dessa maneira, tem-se um ambiente educacional adaptado, considerando os recursos de aprendizagem adequados e necessários ao curso. Assim, evita-se assimilação de conteúdos prescindíveis que possam causar sobrecarga cognitiva (excesso de informação).

Além disso, no STI-Lina, traços de personalidade e fatores emocionais foram considerados com intuito de desenvolver o perfil afetivo do estudante. Para o reconhecimento dos perfis de personalidade, métodos estatísticos foram utilizados, a fim de reduzir as afirmativas que compõem o questionário desenvolvido por (MELO, 2016). A técnica de Análise Fatorial Exploratória possibilitou uma redução de 74% das afirmativas. Posteriormente, experimentos foram executados para verificar a classificação dos perfis de personalidade empregando a técnica de Redes Neurais Artificiais. Por meio da análise experimental tem-se com resultados uma precisão de 92.94% na classificação geral dos perfis de personalidade, bem como a melhor arquitetura de rede neural e base de treinamento para o problema de classificação.

Outro resultado fundamental nesta pesquisa foi o estabelecimento das estratégias pedagógicas. Assim sendo, para proporcionar a adaptabilidade das instruções, os MCE também foram associados às estratégias pedagógicas descritas no trabalho de (MELO, 2016). Como resultados, tem-se um conjunto de estratégias, detalhado no Capítulo 4, que ao ser inserida no sistema de tutoria, possibilita promover instruções personalizadas caso o estudante esteja em um ciclo improdutivo de aprendizagem ou encontra-se em uma emoção negativa ao aprendizado. O conjunto das estratégias pedagógicas são adaptadas ao perfil de personalidade do estudante.

5.1 Contribuições e Trabalhos Futuros

As principais contribuições desta abordagem é uma arquitetura de um Sistema Tutor Inteligente personalizado ao estudante e adaptado ao conteúdo. Nesta abordagem, quem garante a personalização dos recursos de aprendizagem é a teoria matemática das categorias, a qual serviu de base para os MCE. Desse modo, somente estabelece um funtor quando as duas categorias (estudante/professor) estiverem compatíveis. Tornar uma categoria compatível significa eliminar as variáveis escondidas, ou seja, eliminar todas as dúvidas de pré requisitos de conceitos/conhecimentos necessários que impedem aquele estudante de ter sua categoria compatível com a do professor. Para isto, o sistema é responsável por oferecer os objetos de aprendizagem personalizados ao estudante, garantindo

que este tenha os mínimos conhecimentos exigidos em sua categoria para estabelecer o funtor e, conseqüentemente, inicializar o processo cognitivo. Assim, o sistema adaptativo responsável por cobrir todos os conhecimentos e conceitos de um determinado conteúdo leva em consideração a integração do professor em sua arquitetura para a produção de um curso adaptável. Avaliação do conhecimento, métodos de memorização, estados afetivos e personalização das estratégias pedagógicas também são considerados nesta modelagem.

Amparados pedagogicamente pela teoria dos MCE, foram desenvolvidos o Módulo Interface do Professor e o Módulo Interface do Estudante. Assim sendo, tem-se um ambiente de organização dos recursos educacionais, para vários cursos, bem como um sequenciamento curricular adaptativo. Na Interface do Estudante, tem-se um sistema adaptativo às necessidades de aprendizagem, estabelecidas pelo professor, que trata a sobrecarga de informação e fornece um caminho de aprendizagem personalizado.

Levando em consideração a integração dos aspectos motivacionais, outra contribuição relevante neste trabalho é o conjunto de estratégias pedagógicas, detalhados no (Capítulo 4), que possibilita promover adaptabilidade das estratégias pedagógicas, conforme as emoções, MCE e traços de personalidade. Desse modo, o sistema de tutoria executará instruções durante o processo de ensino e aprendizagem personalizadas ao perfil afetivo do estudante. Por exemplo, dada a importância da recomendação de conteúdos complementares como estratégia de ensino, por meio dos resultados dessa pesquisa observa-se que, não são todos os perfis de personalidade que necessitam de atividades e/ou exercícios complementares no processo cognitivo. Assim, essas estratégias pedagógicas poderão ser utilizadas para tornar o ambiente computacional de aprendizagem mais efetivo.

Durante o desenvolvimento dessa pesquisa observaram-se algumas limitações. Uma ameaça à validade sobre as estratégias pedagógicas foi o tamanho da amostra ($n= 33$) analisada sobre estudantes do ensino superior somente do curso de Ciência da Computação. Outra limitação encontrada foi a validação dos MCE ser observada somente no ensino presencial. Embora o sistema de tutoria seja desenvolvido de acordo com a metodologia dos MCE carece uma validação referente ao uso da ferramenta, como também um acompanhamento sobre o aprendizado e regulação emocional. Com base nessas observações são listados a seguir alguns trabalhos de pesquisa que poderão ser desenvolvidos por meio desta abordagem.

- ❑ O módulo recomendação dos recursos educacionais, na interface do professor, pode ser melhorado de modo que a recomendação de vídeos para seleção de conteúdos seja adequada aos pré-requisitos de conhecimento preestabelecidos.
- ❑ Desenvolver o módulo de organização e avaliação dos itens de ensino para verificar o conhecimento adquirido dos estudantes durante a utilização da ferramenta.
- ❑ Utilizar as regras pedagógicas, apresentadas no Capítulo 4, para atuação personalizada do agente conversacional, considerando cada perfil de personalidade. Além

disso, verificar a evolução emocional do estudante, ou seja, se o estudante se aproximou da emoção favorável ao aprendizado após a instrução adaptativa.

- ❑ Desenvolver um módulo classificador das emoções básicas através do texto para que seja verificado o estado emocional durante a interação do ambiente com o estudante, dessa forma, o reconhecimento das emoções não precisará de outros equipamentos.
- ❑ Desenvolver o módulo memorização de conteúdo assimilados considerando o perfil afetivo do estudante para propor intervalos de recordação.
- ❑ Integrar todos os módulos supracitados aos módulos desenvolvidos neste trabalho. Além disso, efetuar uma análise sobre a maximização da aprendizagem e regulação emocional por meio dos métodos empregados.

5.2 Produções Bibliográficas

Produções bibliográficas associadas a esta pesquisa são apresentadas a seguir:

1. Artigo intitulado *Integração de um agente conversacional no processo de ensino e aprendizagem utilizando as teorias MCE e MMEEBB para a retenção do conhecimento* publicado no *Brazilian Symposium on Computers in Education, 2018* - Qualis B1. Refere-se aos métodos que amparam a arquitetura proposta.
2. Artigo intitulado *Uso dos MCE, MMEEBB e tecnologia computacional no processo de resgate e perenização do conhecimento a idosos e pessoas com atrasos de aprendizado* publicado no *Brazilian Symposium on Computers in Education, 2018* Qualis B1. Refere-se aos métodos que amparam a arquitetura proposta.
3. Artigo intitulado *Recomendação de estratégias pedagógicas através de emoções, perfis de personalidade e inteligências múltiplas utilizando raciocínio baseado em casos* publicado no *Brazilian Symposium on Computers in Education, 2018* - Qualis B1. Refere-se aos aspectos emocionais, personalidade e motivacionais que amparam a arquitetura proposta.
4. Artigo intitulado *Desenvolvimento de um software para efetivar a aprendizagem: utilizando as teorias da sobrecarga cognitiva e mapas de conhecimento estruturados* publicado no *VIII Congreso Mundial de Estilos de Aprendizaje: Modelos educativos, retos para los docentes en la diversidad de contextos de formación, 2018* Refere-se aos métodos que amparam a arquitetura proposta.
5. Artigo intitulado *Personalização das interações de um agente conversacional utilizando emoções e perfis de personalidade* publicado no *Brazilian Symposium on*

Computers in Education, 2019 - Qualis B1. Refere-se a continuidade do perfil afetivo que integra as características do Modelo do Estudante.

6. Artigo intitulado *Proposta de um sistema tutor inteligente considerando as características afetivas e o conhecimento do estudante para a recomendação de objetos de aprendizagem*. Publicado no 26º CIAED Congresso Internacional ABED de Educação a Distância, 2020. Refere-se a visão geral da abordagem proposta.

Parcerias em Periódicos:

1. Periódico intitulado por *Visual Analysis of Contact Patterns in School Environments* publicado no *Journal Informatics in Education, 2020, Vol. 19, No. 3, 455-472* - Qualis A2. Refere-se a dois estudos de casos por meio de análise visual para contribuição de estratégias pedagógicas em ambientes educacionais.

Referências

AQUINO, B. et al. Geração de sequências curriculares adaptativas baseada no perfil dos alunos e materiais didáticos utilizando o algoritmo nsga-iii. In: SBC. **Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. [S.l.], 2020. p. 902–911. <<https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2020.902>>.

ARGUEDAS, M.; DARADOUMIS, T.; XHAFA, F. Analyzing the effects of emotion management on time and self-management in computer-based learning. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 63, p. 517–529, 2016. <<https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.05.068>>.

AUSUBEL, D. P. et al. Educational psychology: A cognitive view. holt, rinehart and Winston New York, 1968. <<https://doi.org/10.2307/1161899>>.

AZCARATE, A. et al. Automatic facial emotion recognition. **Universiteit van Amsterdam**, Amsterdam, NL, 2005. Disponível em: <<http://staff.science.uva.nl/~rvalenti/projects/mmis/Automatic%20Facial%20Emotion%20Recognition.pdf>>.

AZEVEDO, O.; JAQUES, P. Estudando o impacto das atitudes de agentes pedagógicos em ambientes de aprendizagem: um mapeamento sistemático. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. [S.l.: s.n.], 2019. v. 30, n. 1, p. 1191. <<http://dx.doi.org/10.5753/cbie.sbie.2019.1191>>.

BARBOSA, A. T. R. Mecanismo para adaptação baseado em redes neurais artificiais para sistemas hipermedia adaptativos. In: **Tese de Doutorado**. Universidade Federal de Santa Catarina, 2004. Disponível em: <<http://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/87110>>.

BERG, C. H. **Avaliação de ambientes virtuais de ensino aprendizagem acessíveis através de testes de usabilidade com emoções**. Dissertação (Mestrado), Universidade Federal de Santa Catarina, 2013. Disponível em: <<http://btd.egc.ufsc.br/wp-content/uploads/2013/05/Carlos-Henrique-Berg.pdf>>.

BOYLE, C.; ENCARNACION, A. O. Metadoc: an adaptive hypertext reading system. In: **Adaptive Hypertext and Hypermedia**. [S.l.]: Springer, 1998. p. 71–89. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-0617-9_3>.

BRUSILOVSKY, P. Methods and techniques of adaptive hypermedia. In: **Adaptive hypertext and hypermedia**. [S.l.]: Springer, 1998. p. 1–43. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-0617-9_1>.

_____. **Developing adaptive educational hypermedia systems: From design models to authoring tools**. [S.l.]: Springer, 2003. 377–409 p. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-0819-7_13>.

CABADA, R. Z. et al. An affective and web 3.0-based learning environment for a programming language. **Telematics and Informatics**, Elsevier, v. 35, n. 3, p. 611–628, 2018. <<https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.03.005>>.

CARVALHO, A. et al. **Inteligência Artificial—uma abordagem de aprendizado de máquina**. [S.l.: s.n.], 2011. 45 p. ISBN 8521618808.

CHABOT, D. et al. **Pedagogia Emocional: sentir para aprender**. [S.l.]: Sá Editora, 2005. ISBN 9788588193314.

CHAFFAR, S.; FRASSON, C. **Inducing optimal emotional state for learning in Intelligent Tutoring Systems**. [S.l.]: Springer, 2004. 45–54 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-30139-4_5>.

CHRYSAFIADI, K.; VIRVOU, M. **Advances in Personalized Web-Based Education**. [S.l.]: Springer, 2015. ISBN 978-3-319-12895-5.

CHUN, B.; HEO, H. J. The effect of flipped learning on academic performance as an innovative method for overcoming ebbinghaus' forgetting curve. In: ACM. **Proceedings of the 6th International Conference on Information and Education Technology**. [S.l.], 2018. p. 56–60. <<https://doi.org/10.1145/3178158.3178206>>.

CLONINGER, C. R.; SVRAKIC, D. M.; PRZYBECK THOMAS, R. A psychobiological model of temperament and character. **Archives of general psychiatry**, American Medical Association, v. 50, n. 12, p. 975–990, 1993. <<https://doi.org/10.1001/archpsyc.1993.01820240059008>>.

COSTA, N. S. et al. Teaching and learning with structured knowledge maps: An analysis about the new approach. **Creative Education**, Scientific Research Publishing, v. 7, n. 15, p. 2212, 2016. <<https://doi.org/10.4236/ce.2016.715218>>.

COWAN, N. The magical number 4 in short-term memory: A reconsideration of mental storage capacity. **Behavioral and brain sciences**, Cambridge University Press, v. 24, n. 1, p. 87–114, 2001. <<https://doi.org/10.1017/S0140525X01003922>>.

DAMASIO, A. **O misterio da consciencia**. [S.l.]: Schwarcz, 2002. ISBN 8535900322.

DANTAS, A. C. et al. Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. [S.l.: s.n.], 2015. v. 26, n. 1, p. 1102. <<http://dx.doi.org/10.5753/cbie.sbie.2015.1102>>.

DERMEVAL, D. et al. Authoring tools for designing intelligent tutoring systems: a systematic review of the literature. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, Springer, v. 28, n. 3, p. 336–384, 2018. <<https://doi.org/10.1007/s40593-017-0157-9>>.

- DOJA, M. et al. Recommender system for personalized adaptive e-learning platforms to enhance learning capabilities of learners based on their learning style and knowledge level. *International Conference on Sustainable Computing in Science, Technology Management*, 2019. <<https://ssrn.com/abstract=3355443>>.
- DWECK, C. S. **Self-theories: Their role in motivation, personality, and development**. [S.l.]: Psychology press, 2013. <<https://doi.org/10.4324/9781315783048>>.
- DWIVEDI, P.; KANT, V.; BHARADWAJ, K. K. Learning path recommendation based on modified variable length genetic algorithm. **Education and information technologies**, Springer, v. 23, n. 2, p. 819–836, 2018. <<https://doi.org/10.1007/s10639-017-9637-7>>.
- EBBINGHAUS, H. **Memory: A contribution to experimental psychology**. [S.l.]: Dover, 1964. <<https://dx.doi.org/10.5214/2Fans.0972.7531.200408>>.
- EILENBERG, S.; MACLANE, S. General theory of natural equivalences. **Transactions of the American Mathematical Society**, American Mathematical Society, v. 58, n. 2, p. 231–294, 1945. <<https://doi.org/10.2307/1990284>>.
- ELMASRI, R. et al. **Sistemas de banco de dados - 7ª Edição**. [S.l.]: Pearson Education do Brasil, 2016. ISBN 9788543025001.
- ERÜMIT, A. K.; ÇETIN, İ. Design framework of adaptive intelligent tutoring systems. **Education and Information Technologies**, Springer, v. 25, n. 5, p. 4477–4500, 2020. <<https://doi.org/10.1007/s10639-020-10182-8>>.
- FÁVERO, L. P. L. et al. **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. [S.l.: s.n.], 2009. ISBN 9788535230.
- FERREIRA, D. C. M. et al. Mapas de conhecimento estruturado: proposta de uma nova abordagem metodológica de ensino e aprendizagem. **Educere et Educare**, v. 9, 2014. <<https://doi.org/10.17648/educare.v9i0.10122>>.
- FILHO, R. B. **Uma abordagem para ensino baseada na teoria da aprendizagem significativa utilizando a teoria das categorias**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Uberlândia - Departamento de Engenharia Elétrica, 2013. Disponível em: <<https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/14332/1/AbordagemEnsinoBaseada.pdf>>.
- FISHBURN, P. C. **The theory of social choice**. [S.l.]: Princeton University Press, 2015. <<https://doi.org/10.1515/9781400868339>>.
- FRASSON, C.; CHALFOUN, P. Managing learner's affective states in intelligent tutoring systems. In: **Advances in intelligent tutoring systems**. [S.l.]: Springer, 2010. p. 339–358. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-14363-2_17>.
- GIRAFFA, L.; GOULART, R. Arquiteturas de sistemas tutores inteligentes. **Relatório Técnico, Porto Alegre: Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul**, 2001.
- GIRAFFA, L. M. M.; VICCARI, R. M. Estratégias de ensino em sistemas tutores inteligentes modelados através da tecnologia de agentes. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 5, n. 1, p. 9–18, 1999. <<http://dx.doi.org/10.5753/rbie.1999.5.1.9-18>>.

GROSS, S.; PINKWART, N. Towards an integrative learning environment for java programming. In: IEEE. **2015 IEEE 15th International Conference on Advanced Learning Technologies**. [S.l.], 2015. p. 24–28. <<https://doi.org/10.1109/ICALT.2015.75>>.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. [S.l.]: Bookman Editora, 2009. ISBN 978-8577804023.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática (2º edição)**. [S.l.]: Bookman Editora, 2001. ISBN 8573077182.

HOLSTEIN, K.; MCLAREN, B. M.; ALEVEN, V. Intelligent tutors as teachers' aides: exploring teacher needs for real-time analytics in blended classrooms. In: **Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 257–266. <<https://doi.org/10.1145/3027385.3027451>>.

JAIN, A. K. et al. Statistical pattern recognition: A review. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, IEEE, v. 22, n. 1, p. 4–37, 2000. <<https://doi.org/10.1109/34.824819>>.

JAQUES, P. A.; NUNES, M. A. S. Ambientes inteligentes de aprendizagem que inferem, expressam e possuem emoções e personalidade. **Jornada de Atualização em Informática na Educação**, v. 1, n. 1, p. 30–81, 2013. Disponível em: <<http://br-ie.org/pub/index.php/pie/article/view/2342>>.

JOHN, O. P.; SRIVASTAVA, S. The big five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. **Handbook of personality: Theory and research**, Guilford, v. 2, n. 1999, p. 102–138, 1999. Disponível em: <<https://personality-project.org/revelle/syllabi/classreadings/john.pdf>>.

KARAMPIPERIS, P.; SAMPSON, D. Adaptive learning resources sequencing in educational hypermedia systems. **Journal of Educational Technology & Society**, JSTOR, v. 8, n. 4, p. 128–147, 2005. <<https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.8.4.128>>.

KINSHUK et al. Human teacher in intelligent tutoring system: a forgotten entity. In: IEEE. **Proceedings IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies**. [S.l.], 2001. p. 227–230. <<https://doi.org/10.1109/ICALT.2001.943907>>.

KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ, A. et al. E-learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification. **Computers & Education**, Elsevier, v. 56, n. 3, p. 885–899, 2011. <<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.11.001>>.

KLINE, R. B. **Principles and practice of structural equation modeling**. [S.l.]: Guilford publications, 2015. ISBN 978-1462523344.

KORT, B.; REILLY, R.; PICARD, R. W. An affective model of interplay between emotions and learning – reengineering educational pedagogy-building a learning companion. **IEEE Computer Society**, Massachusetts, USA, p. 43–47, 2001. <<https://doi.org/10.1109/ICALT.2001.943850>>.

LI, W.; ZHANG, L. Personalized learning path generation based on network embedding and learning effects. In: IEEE. **2019 IEEE 10th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS)**. [S.l.], 2019. p. 316–319. <<https://doi.org/10.1109/ICSESS47205.2019.9040721>>.

- MALEKZADEH, M.; MUSTAFA, M. B.; LAHSASNA, A. A review of emotion regulation in intelligent tutoring systems. **Journal of Educational Technology & Society**, JSTOR, v. 18, n. 4, p. 435–445, 2015. <<https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.18.4.435>>.
- MASOOD, M.; MOKMIN, N. A. M. Personalization of learning materials for mathematics learning using a case-based reasoning algorithm. **Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)**, v. 9, n. 2-11, p. 67–70, 2017. Disponível em: <<https://core.ac.uk/download/pdf/322517642.pdf>>.
- MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, p. 115–133, 1943. <<https://doi.org/10.1007/BF02478259>>.
- MELO, F. R. D. et al. Computational organization of didactic contents for personalized virtual learning environments. **Computers & Education**, Elsevier, v. 79, p. 126–137, 2014. <<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.07.012>>.
- MELO, S. L. **Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2016. Disponível em: <<https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/18280/1/ModeloEstudanteBaseado.pdf>>.
- MILLER, G. A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. **Psychological review**, American Psychological Association, v. 63, n. 2, p. 81, 1956. <<https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/h0043158>>.
- MITCHELL, P. D.; GROGONO, P. D. Modelling techniques for tutoring systems. **Computers & Education**, Elsevier, v. 20, n. 1, p. 55–61, 1993. <[https://doi.org/10.1016/0360-1315\(93\)90070-Y](https://doi.org/10.1016/0360-1315(93)90070-Y)>.
- MORAIS, F. et al. Computação afetiva aplicada à educação: uma revisão sistemática das pesquisas publicadas no brasil. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. [S.l.: s.n.], 2017. v. 28, n. 1, p. 163. <<http://dx.doi.org/10.5753/cbie.sbie.2017.163>>.
- MUKHOPADHYAY, M. et al. Facial emotion detection to assess learner's state of mind in an online learning system. In: **Proceedings of the 2020 5th International Conference on Intelligent Information Technology**. [S.l.: s.n.], 2020. p. 107–115. <<https://doi.org/10.1145/3385209.3385231>>.
- MYERS, I. B.; MCCAULLEY, M. H.; MOST, R. **Manual, a guide to the development and use of the Myers-Briggs type indicator**. [S.l.]: Consulting Psychologists Press, 1985. ISBN 0891061304.
- NAFEA, S.; SIEWE, F.; HE, Y. Ulearn: Personalized course learning objects based on hybrid recommendation approach. **International Journal of Information and Education Technology**, 2018. <<https://doi.org/10.18178/ijiet.2018.8.12.1151>>.
- NARCISS, S. et al. Exploring feedback and student characteristics relevant for personalizing feedback strategies. **Computers & Education**, Elsevier, v. 71, p. 56–76, 2014.

- NASER, S. S. A. Itsb: An intelligent tutoring system authoring tool. **Journal of Scientific and Engineering Research**, 2016. Disponível em: <<https://philpapers.org/rec/ABUIAI>>.
- OCEPEK, U. et al. Exploring the relation between learning style models and preferred multimedia types. **Computers & Education**, Elsevier, v. 69, p. 343–355, 2013. <<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2013.07.029>>.
- PEKRUN, R.; LINNENBRINK-GARCIA, L. Academic emotions and student engagement. In: **Handbook of research on student engagement**. [S.l.]: Springer, 2012. p. 259–282. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-2018-7_12>.
- PIMENTEL, E. P. **Um modelo para avaliação e acompanhamento contínuo do nível de aquisição de conhecimentos do aprendiz**. Tese (Doutorado) — Instituto Tecnológico de Aeronáutica, Brazil, 2006. Disponível em: <https://www.lareferencia.info/vufind/Record/BR_76bb9f8e28dc5173243794922e3b3823>.
- RAABE, A. L. A. **Uma proposta de arquitetura de sistema tutor inteligente baseada na teoria das experiências de aprendizagem mediadas**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2005. Disponível em: <<http://repositorio.minedu.gob.pe/handle/20.500.12799/156>>.
- REIS, H. M. **Regulação emocional personalizada para sistemas tutores inteligentes por meio de traços de personalidade**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019. <<https://doi.org/10.11606/T.55.2020.tde-07012020-095959>>.
- REIS, H. M. et al. A proposal of model of emotional regulation in intelligent learning environments. **Informatics in Education**, Vilnius University Institute of Data Science and Digital Technologies, v. 20, n. 2, p. 317–332, 2021. <<https://doi.org/10.15388/infedu.2021.15>>.
- REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. [S.l.]: Editora Manole Ltda, 2003. ISBN 8520416837.
- RODRIGUES, L. M. L.; CARVALHO, M. Sti-i: Sistemas tutoriais inteligentes que integram cognição, emoção e motivação. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, v. 13, n. 1, p. 20–34, 2005. <<http://dx.doi.org/10.5753/rbie.2005.13.1.%25p>>.
- ROSATELLI, M. C. Novas tendências da pesquisa em inteligência artificial na educação. **VIII Escola de Informática da SBC Sul**, p. 179–210, 2000.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. New York, USA: Prentice-Hall, 2003. ISBN 0-13-790395-2.
- SALOVEY, P.; MAYER, J. D. Emotional intelligence. **Imagination, cognition and personality**, Sage Publications, v. 9, n. 3, p. 185–211, 1990. <<https://doi.org/10.2190/DUGG-P24E-52WK-6CDG>>.
- SANI, S.; ARIS, T. N. Computational intelligence approaches for student/tutor modelling: A review. In: IEEE. **2014 5th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation**. [S.l.], 2014. p. 72–76. <<https://doi.org/10.1109/ISMS.2014.21>>.

- SANTOS, R.; MENEZES, C. de. Ambiente para aprendizagem de programação com apoio dialogado por assistentes inteligentes. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. [S.l.: s.n.], 2019. v. 30, n. 1, p. 1511. <<http://dx.doi.org/10.5753/cbie.sbie.2019.1511>>.
- SCHERER, K. R. What are emotions? and how can they be measured? **Social science information**, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 44, n. 4, p. 695–729, 2005. <<https://doi.org/10.1177%2F0539018405058216>>.
- SHANI, G.; SHAPIRA, B. Edurank: A collaborative filtering approach to personalization in e-learning. **Educational data mining (2014)**, p. 68–75, 2014. <<https://scholars.bgu.ac.il/individual/n1790399>>.
- SILVA, F. et al. Computer-assisted eeg diagnosis: pattern recognition and brain mapping. 3ed. Williams & Wilkins, 1993.
- SILVA, G. T. Dissertação de Mestrado, **Adaptação em um sistema educacional hipermídia baseada na classificação de perfis de usuários**. Universidade Federal de Santa Catarina - Florianópolis, SC, 2005. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/103104>>.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais: para engenharia e ciência aplicada**. [S.l.]: ArtLiber, São Paulo, 2010. ISBN 8588098873.
- SOUZA, C. V. de; SHIGUTI, W. A.; RISSOLI, V. R. V. Metodologia ativa para aprendizagem significativa com apoio de tecnologias inteligentes. 2013. Disponível em: <<http://www.tise.cl/volumen9/TISE2013/653-656.pdf>>.
- STIPEK, D. J. **Motivation to learn: Integrating theory and practice**. [S.l.]: Allyn & Bacon, 2002. ISBN 9780205277773.
- TRUONG, H. M. Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities. **Computers in human behavior**, Elsevier, v. 55, p. 1185–1193, 2016. <<https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.014>>.
- TYNG, C. M. et al. The influences of emotion on learning and memory. **Frontiers in psychology**, Frontiers, v. 8, p. 1454, 2017. <<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01454>>.
- VENUGOPALAN, S.; SRINATH, M.; RODRIGUES, P. Recommender system for e-learning through content and profile based approach. In: **Proceedings of the Second International Conference on Information and Communication Technology for Competitive Strategies**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–5. <<https://doi.org/10.1145/2905055.2905103>>.
- VESIN, B.; IVANOVIĆ, M.; BUDIMAC, Z. Learning management system for programming in java. **Annales Universitatis Scientiarum De Rolando Eötvös Nominatae, Sectio-Computatorica**, v. 31, p. 75–92, 2009. Disponível em: <http://ac.inf.elte.hu/Vol_031_2009/075.pdf>.
- VESIN, B. et al. Protus 2.0: Ontology-based semantic recommendation in programming tutoring system. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 39, n. 15, p. 12229–12246, 2012. <<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.04.052>>.

WOOLF, B. **Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2010. ISBN 978-0123735942.

YACEF, K. Intelligent teaching assistant systems. In: IEEE. **International Conference on Computers in Education, 2002. Proceedings**. [S.l.], 2002. p. 136–140. <<https://doi.org/10.1109/CIE.2002.1185885>>.

Apêndices

APÊNDICE A

Documento NOSQL

Apresenta a documentação dos documentos para a organização dos recursos educacionais no banco de dados não relacional.

A.1 Conteúdo do documento professor e estudante

```

1 {
2   "itens_respondidos":{
3     "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_BuIqK29GkFvzRuyjsaPI":{
4       "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
5       "data":1631133661237,
6       "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
7       "uidAluno":"Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",
8       "uidItem":"BuIqK29GkFvzRuyjsaPI"
9     },
10    "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_U8zczmVKvFFBkxoye0kD":{
11      "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
12      "uidAluno":"Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",
13      "uidItem":"U8zczmVKvFFBkxoye0kD",
14      "data":1631133687732,
15      "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT"
16    },
17    "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_V5jTlBqedsV803B0ZMlT":{
18      "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
19      "uidItem":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
20      "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
21      "data":1631133689903,
22      "uidAluno":"Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422"
23    },
24    "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_mNXxv48EhM8dN44PN4j6":{
25      "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",

```

```

26     "uidAluno": "Usf4rivHlOhvV0v3VNnuzF9CA422",
27     "uidItem": "mNXxv48EhM8dN44PN4j6",
28     "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
29     "data": 1631133662615
30   },
31 },
32 "disciplinas": {
33   "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja": {
34     "nomeProfessor": "Sara Luzia de Melo",
35     "dataCriacao": 1631062205626,
36     "objetivosDisciplina": "Paradigmas de Programa o
37       .",
38     "cagarHorariaTeorica": "60",
39     "codigoDisciplina": "GSI002",
40     "photoURL": null,
41     "uidProfessor": "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3",
42     "observacao": null,
43     "photoURLProfessor": "assets/icon/semfoto.png",
44     "cagarHorariaPratica": "40",
45     "nomeDisciplina": "Programa o Funcional",
46     "uidCriador": "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3",
47     "periodoDisciplina": "1",
48     "imagemCurso": null
49   },
50   "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH": {
51     "uidProfessor": "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3",
52     "periodoDisciplina": "4",
53     "photoURLProfessor": "assets/icon/semfoto.png",
54     "observacao": "Disciplina da p s -gradua o .",
55     "codigoDisciplina": "MF005",
56     "cagarHorariaPratica": "40",
57     "objetivosDisciplina": "Introdu o da matem tica
58       financeira.",
59     "nomeProfessor": "Sara Luzia de Melo",
60     "dataCriacao": 1631058840658,
61     "nomeDisciplina": "Matem tica Financeira",
62     "imagemCurso": null,
63     "uidCriador": "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3",
64     "cagarHorariaTeorica": "60",

```

```
63         "photoURL": null
64     }
65 },
66     "ramificacoes_itens": {
67         "3kTzeaPfX2zT4jAuyj3I": {
68             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
69             "tipo": "Conceito",
70             "data": 1631061023903,
71             "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
72             "titulo": "VPI",
73             "uidPai": "sLOHG9aWDEtDdcQhWOqQ"
74         },
75         "8KYHSHMzqVqEzMqPHtWZ": {
76             "titulo": "Payback",
77             "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
78             "data": 1631061179155,
79             "tipo": "Conhecimento",
80             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH"
81         },
82         "8LltjiDlEyYSIdv6LnLa": {
83             "tipo": "Conceito",
84             "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
85             "titulo": "Investimento Inicial",
86             "data": 1631060854425,
87             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
88             "uidPai": "dLyukYHFBbrhYpRkZPyz"
89         },
90         "9gz66DHyyoMfgMEweM9m": {
91             "titulo": "",
92             "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
93             "data": 1631061102548,
94             "uidPai": "dLyukYHFBbrhYpRkZPyz",
95             "tipo": "Conhecimento",
96             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH"
97         },
98         "BuIqK29GkFvzRuyjsaPI": {
99             "data": 1631062285477,
100             "titulo": "Linguagens de programa o",
101             "tipo": "Conceito",
```

```

102     "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
103     "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja"
104 },
105 "CGXkbbdnN4heXFLaS5uPU": {
106     "titulo": "Fluxo de Caixa Acumulado",
107     "uidPai": "8KYHSHMzqVqEzMqPHtWZ",
108     "tipo": "Conceito",
109     "data": 1631061241274,
110     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
111     "uidModulo": "tGeiv8uFrvXG4Hj0l5X"
112 },
113 "JuSxgpbQbwd7hP1LAPda0": {
114     "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
115     "tipo": "Conceito",
116     "titulo": "Proporcionalidade",
117     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
118     "data": 1631060555070,
119     "uidPai": "i5TQgjPpYzcEr0iISrJ9"
120 },
121 "MdtAewig3i30e5d8xYf0": {
122     "tipo": "Conceito",
123     "uidPai": "mQctd7QcL31S5RHamA3f",
124     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
125     "data": 1631060401645,
126     "titulo": "Taxa nominal",
127     "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY"
128 },
129 "NfHIXlbEaolVqKxDMZmv": {
130     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
131     "tipo": "Conceito",
132     "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
133     "data": 1631059904433,
134     "uidPai": "civePr7JfFa7eSX2rrfc",
135     "titulo": "Fatores Econ micos"
136 },
137 "SsTR2Eca3Vw7QGZa2sLU": {
138     "titulo": "Fun es",
139     "data": 1631062440465,
140     "tipo": "Conhecimento",

```

```
141         "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
142         "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja"
143     },
144     "TgDR2U90VmKvfyqcZMeU": {
145         "titulo": "An lise de Conjuntura",
146         "uidModulo": "tGeiv8uFrvcXG4Hj0l5X",
147         "data": 1631061262366,
148         "tipo": "Conceito",
149         "uidPai": "8KYHSHMzqVqEzMqPHtWZ",
150         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH"
151     },
152     "U8zczmVKvFFBkxoye0kD": {
153         "data": 1631063083994,
154         "titulo": "Contradom nio",
155         "tipo": "Conceito",
156         "uidPai": "SsTR2Eca3Vw7QGZa2sLU",
157         "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
158         "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja"
159     },
160     "civePr7JfFa7eSX2rrfc": {
161         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
162         "data": 1631059870125,
163         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
164         "titulo": "Crit rio de Escolha",
165         "tipo": "Conhecimento"
166     },
167     "cukSREfJDztrmKI6iepX": {
168         "data": 1631059839938,
169         "titulo": "Tipos de Investimento",
170         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
171         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
172         "tipo": "Conceito"
173     },
174     "dLyukYHFBbrhYpRkZPyz": {
175         "data": 1631060677739,
176         "tipo": "Conhecimento",
177         "titulo": "VPL",
178         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
179         "uidModulo": "tGeiv8uFrvcXG4Hj0l5X"
```

```

180     },
181     "gqyQGJ17Bb9kd6S1J8fi":{
182         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
183         "uidModulo":"tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
184         "titulo":"Montante",
185         "data":1631059987340,
186         "tipo":"Conceito"
187     },
188     "i5TQgjPpYzcErOiISrJ9":{
189         "data":1631060514206,
190         "tipo":"Conhecimento",
191         "uidPai":"mQctd7QcL31S5RHamA3f",
192         "titulo":"Taxa Efetiva",
193         "uidModulo":"tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
194         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH"
195     },
196     "isHhjTw8cyAARreJHzeZ":{
197         "titulo":"Decis o de Investimento",
198         "tipo":"Conhecimento",
199         "uidModulo":"1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
200         "data":1631059171210,
201         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH"
202     },
203     "ixGG67yo09zfqJZ257ZH":{
204         "data":1631060776233,
205         "uidModulo":"tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
206         "titulo":"Fluxo de Caixa",
207         "tipo":"Conceito",
208         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
209         "uidPai":"dLyukYHFBbrhYpRkZPyz"
210     },
211     "mNXxv48EhM8dN44PN4j6":{
212         "data":1631062321130,
213         "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
214         "tipo":"Conceito",
215         "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
216         "titulo":"Programa o Funcional"
217     },
218     "mQctd7QcL31S5RHamA3f":{

```



```
219      "tipo": "Conhecimento",
220      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
221      "titulo": "Taxas de Juros",
222      "data": 1631060130089,
223      "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY"
224    },
225    "q7U6sJ5QSE1b2A6M3dGJ": {
226      "titulo": "Investimento",
227      "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
228      "data": 1631059301266,
229      "uidPai": "isHhjTw8cyAARreJHzeZ",
230      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
231      "tipo": "Conceito"
232    },
233    "sLOHG9aWDEtDdcQhW0qQ": {
234      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
235      "titulo": "TIR",
236      "tipo": "Conhecimento",
237      "data": 1631060970822,
238      "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
239      "uidPai": "dLyukYHFBbrhYpRkZPyz"
240    },
241    "uVITZNK2nuiqUGyBEqJe": {
242      "data": 1631061034254,
243      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
244      "titulo": "Payback",
245      "tipo": "Conceito",
246      "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
247      "uidPai": "sLOHG9aWDEtDdcQhW0qQ"
248    },
249    "vaWUHu2L4G4xle58Kgjs": {
250      "data": 1631061209163,
251      "uidPai": "8KYHSHMzqVqEzMqPHtWZ",
252      "tipo": "Conceito",
253      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
254      "titulo": "Fluxo de Caixa Descontado",
255      "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X"
256    },
257    "zbGezVp0jKNUq4gnz57a": {
```

```

258     "data":1631059946402,
259     "uidModulo":"1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
260     "uidPai":"civePr7JfFa7eSX2rrfc",
261     "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
262     "titulo":"Fatores Pessoais",
263     "tipo":"Conceito"
264 }
265 },
266 "matriculas":{
267     "20qZID863DQ9ylh8M5Rm":{
268         "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
269         "photoURL":"assets/icon/semfoto.png",
270         "nomeAluno":"Aluno teste",
271         "nomeDisciplina":"Programa o Funcional",
272         "dataMatricula":1631067728640,
273         "imagemCurso":null,
274         "objetivosDisciplina":"Paradigmas de Programa o
275             .",
276         "uidAluno":"Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",
277         "emailAluno":"aluno@teste.com"
278     },
279     "CNqtOyfl8gJg5iavTFGL":{
280         "nomeAluno":"Aluno teste",
281         "uidAluno":"Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",
282         "dataMatricula":1631073394002,
283         "photoURL":"assets/icon/semfoto.png",
284         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
285         "nomeDisciplina":"Matem tica Financeira",
286         "objetivosDisciplina":"Introdu o da matem tica
287             financeira.",
288         "imagemCurso":null,
289         "emailAluno":"aluno@teste.com"
290     },
291     "G2Uyl8mPgnWX6He0Jklr":{
292         "dataMatricula":1631082428393,
293         "imagemCurso":null,
294         "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
295         "objetivosDisciplina":"Paradigmas de Programa o
296             .",

```

```
294     "nomeAluno": "Maria Flor",
295     "photoURL": "assets/icon/semfoto.png",
296     "uidAluno": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
297     "nomeDisciplina": "Programa o Funcional",
298     "emailAluno": "saraluziamelo@gmail.com"
299 },
300 "I5iIXpwzlaXaCEunORmB": {
301     "nomeDisciplina": "Matem tica Financeira",
302     "imagemCurso": null,
303     "uidAluno": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
304     "nomeAluno": "Maria Flor",
305     "emailAluno": "saraluziamelo@gmail.com",
306     "objetivosDisciplina": "Introdu o da matem tica
307         financeira.",
308     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
309     "dataMatricula": 1631084321966,
310     "photoURL": "assets/icon/semfoto.png"
311 },
312 "midias": {
313     "FpSWW2RM1hYCKXJJYGbk": {
314         "conteudo": "https://www.youtube.com/watch?v=ZI4u9
315             alT6p8",
316         "thumbnails": null,
317         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
318         "data": 1631060758711,
319         "uidItem": "dLyukYHFBbrhYpRkZPyz",
320         "tipo": "video",
321         "titulo": null
322     },
323     "GEMJnmCvK0oxzPIFWrhM": {
324         "tipo": "texto",
325         "data": 1631062404461,
326         "conteudo": "Em ci ncia da computa o ,
327             programa o funcional um paradigma de
328             programa o que trata a computa o como uma
329             avalia o de fun es matem ticas e que
330             evita estados ou dados mut veis. Ela enfatiza a
331             aplica o de fun es , em contraste da
```

```

    programa o imperativa, que enfatiza mudan as
    no estado do programa. Enfatizando as
    express es ao inv s de comandos, as
    express es s o utilizados para c lculo de
    valores com dados imut veis.",
326 "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
327 "uidItem":"mNXxv48EhM8dN44PN4j6",
328 "titulo":""
329 },
330 "HaFmnb9RmA1g6AxYSKO3":{
331   "titulo":null,
332   "uidItem":"q7U6sJ5QSE1b2A6M3dGJ",
333   "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
334   "thumbnails":null,
335   "data":1631059766316,
336   "tipo":"texto",
337   "conteudo":"Em economia, em linhas gerais,
    investimento significa a aplica o de capital
    com a expectativa de um benef cio futuro."
338 },
339 "LklJrq2pQH7XK9wY2Xj2":{
340   "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
341   "tipo":"texto",
342   "titulo":null,
343   "conteudo":"Em matem tica, o contradom nio (
    portugu s brasileiro) ou contradom nio, ou
    conjunto de chegada (portugu s europeu) de uma
    fun o o conjunto que cont m todas as
    imagens (ou sa das, ou elementos dependentes)
    poss veis para a fun o. Assim, se o conjunto
    B o contradom nio de uma fun o f, todos
    os valores de f(x) devem pertencer a B. Na
    nota o \n \n \n \n g\n
           :\n X\n \n Y\n
           \n \n {\displaystyle g:X\rightarrow
    Y}\n , o conjunto Y o contradom nio (
    conjunto de chegada) da fun o g e igual ou
    cont m a imagem da fun o. O contradom nio
    de uma fun o f tamb m chamado de

```

```
        codom nio e abreviado como CD(f).",
344      "uidItem": "U8zczmVKvFFBkxoye0kD",
345      "thumbnails": null,
346      "data": 1631063151528
347    },
348    "NtJ1E8aOt5Y3X8fRYIB1": {
349      "tipo": "imagem",
350      "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
351      "titulo": null,
352      "uidItem": "U8zczmVKvFFBkxoye0kD",
353      "conteudo": {
354        "downloadURL": "https://upload.wikimedia.org/
        wikipedia/commons/c/ca/Codomain.SVG"
355      },
356      "thumbnails": null,
357      "data": 1631076707639
358    },
359    "0X7EouzYPmyL40JHm0Zi": {
360      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
361      "tipo": "video",
362      "conteudo": "https://www.youtube.com/watch?v=pN75
        CuLnXR8",
363      "uidItem": "sLOHG9aWDEtDdcQhW0qQ",
364      "thumbnails": null,
365      "data": 1631061019970,
366      "titulo": null
367    },
368    "QyzALlBIGtOkYIu74RVg": {
369      "conteudo": "https://www.youtube.com/watch?v=
        y0QsVCPiX-Q",
370      "thumbnails": null,
371      "tipo": "video",
372      "data": 1631061016450,
373      "titulo": null,
374      "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
375      "uidItem": "sLOHG9aWDEtDdcQhW0qQ"
376    },
377    "Tuhi7a0HwyGKm1wmSrRb": {
378      "thumbnails": null,
```

```

379     "data":1631061202985,
380     "titulo":null,
381     "conteudo":"https://www.youtube.com/watch?v=1Pol7N7
        IJhs",
382     "tipo":"video",
383     "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
384     "uidItem":"8KYHSHMzqVqEzMqPHtWZ"
385 },
386 "XHQSOTlP7Q4kKx1BdP6f":{
387     "data":1631060532875,
388     "tipo":"video",
389     "titulo":null,
390     "thumbnails":null,
391     "uidItem":"i5TQgjPpYzcEr0iISrJ9",
392     "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
393     "conteudo":"https://www.youtube.com/watch?v=hf0bTR4
        EOF8"
394 },
395 "jVv2C5uMTycPVS8DBGsB":{
396     "tipo":"texto",
397     "data":1631060842341,
398     "thumbnails":null,
399     "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
400     "titulo":null,
401     "conteudo":"Em Finan as , o fluxo de caixa refere-
        se ao fluxo do dinheiro no caixa da empresa, ou
        seja, ao montante de caixa recolhido e gasto por
        uma empresa durante um per odo de tempo
        definido, algumas vezes ligado a um projeto
        espec fico. O fluxo de caixa refere-se ao
        movimento de dinheiro no per odo passado,
        enquanto o or amento o seu equivalente para
        per odo s futuros.\n",
402     "uidItem":"ixGG67yo09zfqJZ257ZH"
403 },
404 "mjmIGnyv2c09lXToQCYi":{
405     "titulo":"",
406     "uidItem":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
407     "data":1631077459752,

```

```

408         "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
409         "conteudo": "<p>teste</p>",
410         "tipo": "texto"
411     },
412     "oZkMvB0LSLS4Hz3nk1ac": {
413         "data": 1631062316071,
414         "uidItem": "BuIqK29GkFvzRuyjsaPI",
415         "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
416         "tipo": "texto",
417         "thumbnails": null,
418         "conteudo": "A linguagem de programa o um
                     m todo padronizado, formado por um conjunto de
                     regras sint ticas e sem nticas, de
                     implementa o de um c digo fonte - que pode
                     ser compilado e transformado em um programa de
                     computador, ou usado como script interpretado -
                     que informar instru es de processamento ao
                     computador. Permite que um programador
                     especifique precisamente quais os dados que o
                     computador ir atuar, como estes dados ser o
                     armazenados ou transmitidos e, quais a es
                     devem ser tomadas de acordo com as
                     circunst ncias. Linguagens de programa o
                     podem ser usadas para expressar algoritmos com
                     precis o.\n",
419         "titulo": null
420     },
421     "stDzNB1ju9C9NlrXmomX": {
422         "data": 1631063056149,
423         "conteudo": "https://www.youtube.com/watch?v=72q6
                     cBnmLvQ",
424         "tipo": "video",
425         "thumbnails": null,
426         "titulo": null,
427         "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
428         "uidItem": "SsTR2Eca3Vw7QGZa2sLU"
429     }
430 },
431 "modulos": {

```

```

432     "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp":{
433         "titulo":"An lise Financeira",
434         "ordem":0,
435         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
436         "data":163105988860
437     },
438     "V5jTlBqedsV803B0ZMlT":{
439         "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
440         "data":1631062440465,
441         "titulo":"Paradigmas de Programa o",
442         "ordem":0
443     },
444     "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X":{
445         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
446         "ordem":0,
447         "data":1631060677724,
448         "titulo":"T cnicas de An lise de Investimento"
449     },
450     "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY":{
451         "ordem":0,
452         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
453         "titulo":"Matem tica Financeira",
454         "data":1631060383498
455     }
456 },
457 "mapeamento_duvidas":{
458     "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp":{
459         "data":1631084328705,
460         "uidAluno":"UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
461         "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
462         "tipo":"Question rio",
463         "uidModulo":"1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
464         "uidItem":"UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_1uXb3qH1l8y
465             4ZgjYbmOp",
466         "conteudosQueNaoSabe":[
467             {
468                 "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
469                 "data":1631059870125,
470                 "uidModulo":"1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",

```



```

470         "dontKnow":true,
471         "id":"civePr7JfFa7eSX2rrfc",
472         "tipo":"Conhecimento",
473         "titulo":"Crit rio de Escolha"
474     }
475 ]
476 },
477 "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_V5jTlBqedsV803B0ZMlT":{
478     "data":1631084302316,
479     "tipo":"Question rio",
480     "uidAluno":"UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
481     "uidItem":"UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_V5jTlBqedsV
482         803B0ZMlT",
483     "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
484     "conteudosQueNaoSabe":[
485         {
486             "titulo":"Programa o Funcional",
487             "dontKnow":true,
488             "data":1631062321130,
489             "tipo":"Conceito",
490             "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
491             "uidDisciplina":"09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
492             "id":"mNXxv48EhM8dN44PN4j6"
493         }
494     ],
495     "uidModulo":"V5jTlBqedsV803B0ZMlT"
496 },
497 "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_tGeiv8uFrvvcXG4Hj015X":{
498     "conteudosQueNaoSabe":[
499         {
500             "uidDisciplina":"bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
501             "data":1631060677739,
502             "tipo":"Conhecimento",
503             "id":"dLyukYHFBbrhYpRkZPyz",
504             "titulo":"VPL",
505             "dontKnow":true,
506             "uidModulo":"tGeiv8uFrvvcXG4Hj015X"
507         }
508     ],
509     {

```

```

508         "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
509         "dontKnow": true,
510         "data": 1631060970822,
511         "id": "sLOHG9aWDEtDdcQhWOqQ",
512         "uidPai": "dLyukYHFBbrhYpRkZPyZ",
513         "tipo": "Conhecimento",
514         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
515         "titulo": "TIR"
516     }
517 ],
518     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
519     "uidAluno": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
520     "data": 1631084340857,
521     "uidModulo": "tGeiv8uFrvCXG4Hj0l5X",
522     "uidItem": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_tGeiv8
        uFrvCXG4Hj0l5X",
523     "tipo": "Question rio"
524 },
525 "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_tHkJRQb6yujx8uzNBeGY": {
526     "tipo": "Question rio",
527     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
528     "uidItem": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3_tHkJRQb6
        yujx8uzNBeGY",
529     "conteudosQueNaoSabe": [
530         {
531             "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
532             "data": 1631059987340,
533             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
534             "tipo": "Conceito",
535             "id": "gqyQGJ17Bb9kd6S1J8fi",
536             "titulo": "Montante",
537             "dontKnow": true
538         },
539         {
540             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
541             "tipo": "Conhecimento",
542             "id": "i5TQgjPpYzcEr0iISrJ9",
543             "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
544             "titulo": "Taxa Efetiva",

```

```

545         "uidPai": "mQctd7QcL31S5RHamA3f",
546         "dontKnow": true,
547         "data": 1631060514206
548     },
549 ],
550     "uidAluno": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
551     "uidModulo": "tHkJRQb6yujx8uzNBeGY",
552     "data": 1631084348896
553 },
554 "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp": {
555     "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
556     "uidItem": "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422_1uXb3qH1l8y
557         4ZgjYbmOp",
558     "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
559     "uidAluno": "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",
560     "tipo": "Question rio",
561     "data": 1631137330844,
562     "conteudosQueNaoSabe": [
563         {
564             "dontKnow": true,
565             "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
566             "data": 1631059171210,
567             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
568             "titulo": "Decis o de Investimento",
569             "id": "isHhjTw8cyAARreJHzeZ",
570             "tipo": "Conhecimento"
571         },
572         {
573             "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
574             "tipo": "Conceito",
575             "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
576             "data": 1631059301266,
577             "uidPai": "isHhjTw8cyAARreJHzeZ",
578             "id": "q7U6sJ5QSE1b2A6M3dGJ",
579             "titulo": "Investimento",
580             "dontKnow": true
581         },
582         {
583             "data": 1631059839938,

```

```

583         "id": "cukSREfJDztrmKI6iepX",
584         "tipo": "Conceito",
585         "titulo": "Tipos de Investimento",
586         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
587         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
588         "dontKnow": true
589     },
590     {
591         "data": 1631059870125,
592         "dontKnow": true,
593         "id": "civePr7JfFa7eSX2rrfc",
594         "titulo": "Crit rio de Escolha",
595         "tipo": "Conhecimento",
596         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
597         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp"
598     },
599     {
600         "id": "NfHIXlbEaolVqKxDMZmv",
601         "tipo": "Conceito",
602         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
603         "dontKnow": true,
604         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
605         "titulo": "Fatores Econ micos",
606         "uidPai": "civePr7JfFa7eSX2rrfc",
607         "data": 1631059904433
608     },
609     {
610         "uidPai": "civePr7JfFa7eSX2rrfc",
611         "id": "zbGezVp0jKNUq4gnz57a",
612         "uidDisciplina": "bQ7d7CovxtTrjTvawpjH",
613         "titulo": "Fatores Pessoais",
614         "data": 1631059946402,
615         "dontKnow": true,
616         "uidModulo": "1uXb3qH1l8y4ZgjYbmOp",
617         "tipo": "Conceito"
618     }
619 ]
620 },
621 "Usf4rivHlOhvV0v3VNnuzF9CA422_V5jTlBqedsV803B0ZMlT": {

```

```
622     "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
623     "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
624     "conteudosQueNaoSabe": [
625         {
626             "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
627             "id": "BuIqK29GkFvzRuyjsaPI",
628             "tipo": "Conceito",
629             "titulo": "Linguagens de programação",
630             "data": 1631062285477,
631             "dontKnow": true,
632             "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT"
633         },
634         {
635             "id": "mNXxv48EhM8dN44PN4j6",
636             "data": 1631062321130,
637             "dontKnow": true,
638             "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
639             "tipo": "Conceito",
640             "titulo": "Programa o Funcional",
641             "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja"
642         },
643         {
644             "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
645             "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
646             "tipo": "Conhecimento",
647             "titulo": "Fun es",
648             "dontKnow": true,
649             "data": 1631062440465,
650             "id": "SsTR2Eca3Vw7QGZa2sLU"
651         },
652         {
653             "uidDisciplina": "09SuZ7hj4MvxmrZ3u2Ja",
654             "titulo": "Contradom nio",
655             "dontKnow": true,
656             "uidModulo": "V5jTlBqedsV803B0ZMlT",
657             "id": "U8zczmVKvFFBkxoye0kD",
658             "data": 1631063083994,
659             "tipo": "Conceito",
660             "uidPai": "SsTR2Eca3Vw7QGZa2sLU"
```

```

661     }
662   ],
663   "uidAluno": "Usf4rivHlOhvV0v3VNnuzF9CA422",
664   "data": 1631133657712,
665   "uidItem": "Usf4rivHlOhvV0v3VNnuzF9CA422_V5jTlBqedsV
        803B0ZMlT",
666   "tipo": "Question rio"
667 }
668 },
669 "users": {
670   "2XfH9lNEDDdnF7ccLmoUM94aXF93": {
671     "photoURL": "assets/icon/semfoto.png",
672     "nomeCompleto": "Professor teste",
673     "uidUsuario": "2XfH9lNEDDdnF7ccLmoUM94aXF93",
674     "perfil": "Professor",
675     "email": "professor@teste.com",
676     "perfilPersonalidade": "Afetivo",
677     "emocaoAtual": "Alegria"
678   },
679   "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3": {
680     "email": "sara.melo@yahoo.com.br",
681     "perfil": "Professor",
682     "nomeCompleto": "Sara Luzia de Melo",
683     "photoURL": "assets/icon/semfoto.png",
684     "uidUsuario": "BeuMr8Uu4acK4oBMFsfhZTsXpRC3",
685     "perfilPersonalidade": "Afetivo",
686     "emocaoAtual": "Alegria"
687   },
688   "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3": {
689     "email": "saraluziamelo@gmail.com",
690     "uidUsuario": "UU28Q0j709NBWfho0UcP6PkToMC3",
691     "photoURL": "assets/icon/semfoto.png",
692     "perfil": "Aluno",
693     "nomeCompleto": "Maria Flor",
694     "perfilPersonalidade": "",
695     "emocaoAtual": ""
696   },
697   "Usf4rivHlOhvV0v3VNnuzF9CA422": {
698     "perfil": "Aluno",

```

```
699         "perfilEmocionalForm": [  
700             0,  
701             0,  
702             0,  
703             0,  
704             0,  
705             0,  
706             0,  
707             0,  
708             0,  
709             0,  
710             0,  
711             0,  
712             0,  
713             0,  
714             0,  
715             0  
716         ],  
717         "photoURL": "assets/icon/semfoto.png",  
718         "nomeCompleto": "Aluno teste",  
719         "email": "aluno@teste.com",  
720         "uidUsuario": "Usf4rivHl0hvV0v3VNnuzF9CA422",  
721         "perfilPersonalidade" : "Afetivo",  
722     }  
723 }  
724 }
```