

---

# **Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas**

---

**Sara Luzia de Melo**



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

Uberlândia  
2016



**Sara Luzia de Melo**

**Modelo do estudante baseado em emoções e  
perfis de personalidade para recomendação de  
estratégias pedagógicas personalizadas**

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

Área de concentração: Inteligência Artificial

Orientador: Márcia Aparecida Fernandes

Uberlândia  
2016

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

---

M528m Melo, Sara Luzia de, 1982-  
2016

Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade  
para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas / Sara  
Luzia de Melo. - 2016.

118 f. : il.

Orientadora: Márcia Aparecida Fernandes.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,  
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.  
Inclui bibliografia.

1. Computação - Teses. 2. Personalidade - Teses. 3. Inteligência  
emocional - Teses. 4. Emoções - Teses. I. Fernandes, Márcia Aparecida.  
II. Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em  
Ciência da Computação. IV. Título.

---

CDU: 681.3

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

Os abaixo assinados, por meio deste, certificam que leram e recomendam para a Faculdade de Computação a aceitação da dissertação de Mestrado intitulada "**Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas**" por **Sara Luzia de Melo** como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Uberlândia, 08 de Setembro de 2016.

Orientador: \_\_\_\_\_  
Profª. Dra. Márcia Aparecida Fernandes  
Universidade Federal de Uberlândia

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. Carlos Roberto Lopes  
Universidade Federal de Uberlândia

---

Profª. Dra. Patrícia Augustin Jaques Maillard  
Universidade do Vale do Rio dos Sinos



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



---

# Agradecimentos

Agradeço...

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

A 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 e confiança. Vocês são meu tesouro!

A minha avó Jovelina, pelas orações e carinho durante minha trajetória acadêmica.

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.

Aos meus sobrinhos e afilhados por compreenderem a minha ausência.

Aos meus tios, em especial ao tio Lúcio e tia Margarida, obrigada pelo apoio durante os congressos.

A minha orientadora, Márcia Aparecida Fernandes, pelos ensinamentos, paciência e dedicação durante este trabalho. Obrigada por ter acreditado em mim.

Ao meu grande amigo, Fábio Ferreira de Moura (*In Memoriam*), pelo carinho, zelo, risadas, artigos, viagens científicas e cumplicidade. Saudade eterna, Bito.

Ao amigo, Adilmar Coelho Dantas, por toda troca de experiências, contribuições e pelos doces durante o mestrado.

A Danielli Araújo Lima, pelo apoio dado a mim durante os momentos de dúvidas.

Aos queridos: Valquíria, Franciny, Elissangela, Régis, Maria Cristina, Clarimundo, Marcos Lima, Ednilson, Maicon, Tiago Ismailler, Myllene, Kely, Acrílio, Taffarel, Pedro, Rafael Bernardes, Sérgio Piter, Tiago Pirola, Caio, Luciane Pires, Mauro Paipa, Jakeline Sulamita, Joyce Quézia, Guiomar, Alacilda, Dayana Rose, Israel Nunez. Obrigada pela torcida e amizade nesta jornada.

Ao secretário da FACOM, Erisvaldo Araújo Fialho, pela disponibilidade e competência. Tornou-se um grande amigo.

Aos professores da FACOM pelos ensinamentos.

À CAPES pelo apoio financeiro.



*“A persistência é o caminho do êxito.”*  
*(Charles Chaplin)*



---

## **Resumo**

As emoções interferem diretamente no processo de aprendizagem. Estudantes que se encontram em uma emoção prejudicial ao aprendizado não conseguem assimilar, da melhor maneira possível, o conteúdo que lhe é proposto. Neste sentido, esta pesquisa propõe um Modelo do Estudante baseado em emoções e perfis de personalidade com a finalidade de desenvolver o perfil afetivo do estudante em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. Para validação computacional desta abordagem foram desenvolvidas a classificação dos perfis de personalidade e a predição das estratégias pedagógicas. A classificação dos perfis de personalidade foi realizada através de uma Rede Neural Artificial. Além disso, foi realizada uma análise experimental para verificar a base de treinamento mais adequada a partir de três conjuntos de treinamento, bem como, simulações com diferentes arquiteturas de Rede Neural. Como resultados, tem-se uma precisão de 97,28% para o reconhecimento geral dos nove perfis de personalidade. A definição das estratégias pedagógicas foi realizada por meio da associação das emoções básicas com os conselhos ao educador propostos na teoria perfis de personalidade. Posteriormente, utilizou-se a técnica Árvore de Decisão para induzir as regras de classificação que determinam as estratégias pedagógicas adequadas a cada perfil de personalidade. Desse modo, ao detectar uma emoção prejudicial ao aprendizado, o módulo pedagógico executará instruções através das informações contidas no Modelo do Estudante oferecendo ao estudante estímulo e/ou motivação personalizados de acordo com suas características individuais e, consequentemente, a aproximação da emoção que promova à aprendizagem.

**Palavras-chave:** Modelo do Estudante. Computação Afetiva. Inteligência Emocional. Personalidade. Emoções.



---

## Abstract

Emotions affect directly in the learning process. Students who are in a harmful emotion to learning can not assimilate in the best possible way, the content that is offered. Thus, this research proposes a student model based on emotions and personality profiles for the purpose of developing the student affective profile in a Virtual Learning Environment. For a computational validation modeling the classification of Personality profiles and Prediction of Pedagogical Strategies were developed. The classification of personality profiles was performed by an Artificial Neural Network. Furthermore, an experimental analysis to verify the most appropriate training basis from three sets of training was carried out, as well as simulations with different architectures of Neural Network. As a result, there were an accuracy of 97.28 % for general recognition of the nine personality profiles. The definition of pedagogical strategies was conducted by the association of basics emotions with the advice to the proposed educator in Personality Profiles theory. Was used the Decision Tree technique to induce classification rules in order to determine the most appropriate teaching strategies every Personality Profile. Thus, if a harmful emotion to learning is detected, the pedagogical module executes instructions through the information contained in the custom Student Model providing the stimulus student and/or motivation according to their individual characteristics and thus bring it emotion that promotes the learning.

**Keywords:** Student Model . Affective Computing. Emotional Inteligence. Personality. Emotions.



# **Lista de ilustrações**

Figura 28 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	81
Figura 29 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	81
Figura 30 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	82
Figura 31 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	83
Figura 32 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	83
Figura 33 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2. . . . .	83
Figura 34 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	85
Figura 35 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	86
Figura 36 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	86
Figura 37 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	86
Figura 38 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	87
Figura 39 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	88
Figura 40 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	88
Figura 41 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	89
Figura 42 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	90
Figura 43 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	90
Figura 44 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	91
Figura 45 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3. . . . .	91
Figura 46 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Busca de Novidade	93
Figura 47 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Evitamento de Punição e Dor . . . . .	93
Figura 48 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Necessidade e Recompensa e Afeto . . . . .	94
Figura 49 – Determinação das Estratégias Pedagógicas em Função do Perfil de Personalidade . . . . .	97

---

## **Lista de tabelas**

Tabela 1 – Emoções primárias e seus disparadores comportamentais . . . . .	30
Tabela 2 – Nove Perfis de Personalidade . . . . .	34
Tabela 3 – Perfis de Personalidade e suas particularidades . . . . .	39
Tabela 4 – Análise comparativa dos trabalhos correlatos e a proposta . . . . .	52
Tabela 5 – Primeira versão do questionário . . . . .	56
Tabela 6 – Segunda versão do questionário . . . . .	57
Tabela 7 – Terceira versão do questionário . . . . .	58
Tabela 8 – Exemplos referentes a 52 questões . . . . .	61
Tabela 9 – Exemplos referentes a 76 questões . . . . .	61
Tabela 10 – Exemplos referentes a 62 questões . . . . .	61
Tabela 11 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento . . . . .	72
Tabela 12 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas e 5.000 amostras para treinamento . . . . .	74
Tabela 13 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento . . . . .	76
Tabela 14 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 76 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento . . . . .	79
Tabela 15 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 76 afirmativas utilizando 5.000 amostras para treinamento . . . .	81
Tabela 16 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 76 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento . . . . .	84
Tabela 17 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 62 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento . . . . .	87
Tabela 18 – Análise comparativa para classificação dos perfis de personalidade através de 62 afirmativas com 5.000 amostras para treinamento . . . . .	89
Tabela 19 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 62 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento . . . . .	91



---

## **Lista de siglas**

**AD** Árvore de Decisão

**BFT** *Best First Tree*

**IA** Inteligência Artificial

**IE** Inteligência Emocional

**ME** Modelo do Estudante

**MLP** *MultiLayer Perceptron*

**RNA** Rede Neural Artificial

**STI** Sistemas Tutores Inteligentes



---

# Sumário

1	INTRODUÇÃO . . . . .	23
1.1	Motivação . . . . .	24
1.2	Objetivos e Desafios da Pesquisa . . . . .	25
1.3	Hipóteses . . . . .	26
1.4	Contribuições . . . . .	27
1.5	Organização da Dissertação . . . . .	27
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA . . . . .	29
2.1	Emoções e Inteligência Emocional . . . . .	29
2.2	Teoria Perfis de Personalidade . . . . .	32
2.3	Modelo de Estudante em STI . . . . .	40
2.4	Redes Neurais <i>Perceptron</i> Múltiplas Camadas . . . . .	42
2.5	Árvore de Decisão - Algoritmo <i>Best First Tree</i> . . . . .	45
2.6	Trabalhos Correlatos . . . . .	48
3	MODELAGEM AFETIVA DO ESTUDANTE . . . . .	53
3.1	Modelagem do <i>Emotion-P</i> . . . . .	54
3.2	Questionário para identificação de perfis de personalidade . . . . .	55
3.3	Conjunto de Treinamento . . . . .	60
3.4	Classificação Perfis de Personalidade . . . . .	61
3.5	Determinação das Estratégias Pedagógicas . . . . .	63
4	EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS . . . . .	69
4.1	Classificação Perfis de Personalidade . . . . .	69
4.2	Primeira Versão do Questionário . . . . .	69
4.2.1	Primeira Simulação . . . . .	70
4.2.2	Segunda Simulação . . . . .	72
4.2.3	Terceira Simulação . . . . .	75

<b>4.3</b>	<b>Segunda Versão do Questionário . . . . .</b>	<b>77</b>
4.3.1	Primeira Simulação . . . . .	77
4.3.2	Segunda Simulação . . . . .	80
4.3.3	Terceira Simulação . . . . .	82
<b>4.4</b>	<b>Terceira versão do questionário . . . . .</b>	<b>84</b>
4.4.1	Primeira Simulação . . . . .	85
4.4.2	Segunda Simulação . . . . .	87
4.4.3	Terceira Simulação . . . . .	90
<b>4.5</b>	<b>Aplicação do questionário . . . . .</b>	<b>92</b>
<b>4.6</b>	<b>Predição das Estratégias Pedagógicas . . . . .</b>	<b>94</b>
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .</b>	<b>99</b>
5.1	Principais Contribuições . . . . .	100
5.2	Trabalhos Futuros . . . . .	100
5.3	Contribuições em Produção Bibliográfica . . . . .	101
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>103</b>
	<b>ANEXOS</b>	<b>109</b>
	<b>ANEXO A – QUESTIONÁRIO PERFIS DE PERSONALIDADE</b>	<b>111</b>

# CAPÍTULO 1

## Introdução

Psicólogos e pedagogos têm destacado a maneira como as emoções afetam a aprendizagem (GOLEMAN, 1995; VYGOTSKY, 1962). Nessa perspectiva, as pesquisas de (IZARD, 1984) afirmam que emoções negativas induzidas no estudante prejudicam o seu desempenho em tarefas cognitivas, bem como as emoções positivas possuem um efeito contrário durante o processo de ensino e aprendizado (JAQUES; VICARI, 2005).

O termo afetividade, de um modo geral, refere-se à habilidade para experimentar sentimentos positivos ou negativos, e a eles reagir. É empregado no sentido da identificação dos fenômenos psíquicos e físicos, que incluem o domínio das emoções propriamente ditas, dos sentimentos das emoções, das experiências sensíveis e, principalmente da capacidade em se poder entrar em contato com tais sensações. Além da emoção, a personalidade, a motivação, o humor, dentre outros, são termos que dizem respeito à afetividade (BERTCHT, 2001).

(DARWIN, 1965) no seu estudo que deu origem ao livro “A Origem das Espécies”, estudou principalmente a expressão de emoções na face, corpo e voz. Dessa maneira, foram verificados que fenômenos emocionais idênticos, particularmente a expressão facial, podem ser encontrados em diferentes culturas. Baseado na teoria de (DARWIN, 1965), o trabalho de (EKMAN; FRIESEN, 1978) comprovou a universalização das emoções expressas pelo ser humano, independente de etnia, sexo, cultura e idade (JAQUES; NUNES, 2013).

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 para que acorra o aprendizado, sendo as outras cinco emoções, exceto em certas circunstâncias a surpresa, são consideradas emoções negativas ao aprendizado, as quais são responsáveis por inferir comportamentos pouco favoráveis ao estudante (CHABOT et al., 2005).

A Computação Afetiva aplicada à educação utiliza essencialmente a extração automática dos aspectos relacionados com a afetividade com intuito de fornecer ao estudante

um ambiente de aprendizagem mais afetivo. Em Sistemas Tutores Inteligentes (STI), o módulo Modelo do Estudante (ME) é responsável por armazenar informações sobre o comportamento, desempenho e características afetivas de cada estudante. Assim, o principal objetivo do ME é fornecer informações ao Módulo Pedagógico para que este possa executar ações com base nas informações armazenadas no ME (DORÇA, 2004).

Para a construção de um ambiente propício à aprendizagem devem ser integrados à arquitetura do sistema informações referentes aos aspectos emocionais, motivacionais e pedagógicos (RODRIGUES; CARVALHO, 2005). Segundo (GOLEMAN, 1995), as interferências emocionais no desenvolvimento de um estudante não são novidades para professores. Estudantes ansiosos, zangados ou deprimidos não aprendem; pessoas encontradas nesses estados afetivos não absorvem eficientemente a informação. Neste sentido, ambientes de aprendizagem devem levar em consideração os fatores emocionais e motivacionais de cada estudante a fim de torná-los adequados à aprendizagem.

Assim como as emoções, a motivação oferecida ao estudante também é considerada um fator fundamental para o sucesso na aprendizagem (STIPEK, 2002). O modo como os estímulos são apresentados ao estudante são definidos por motivação intrínseca e motivação extrínseca. Na motivação intrínseca, o estímulo centra-se no indivíduo como sendo capaz de realizar e/ou de ser persistente a determinada tarefa. Em contrapartida, a motivação extrínseca caracteriza-se pela influência de fatores externos às tarefas, ou seja, são oferecidas recompensas materiais ou sociais como forma motivação. Dentre esses dois tipos de motivação, estudantes intrinsecamente motivados são mais autodeterminados e fazem atribuições internas do resultado de suas atividades (RICARDO et al., 2012).

Segundo (CHABOT et al., 2005) a maneira de perceber os estímulos do ambiente a nossa volta e, portanto, de reagir a eles, difere consideravelmente de um indivíduo para outro. Nem todos têm o mesmo sentimento diante das situações e/ou respostas aos estímulos experimentados. Sendo assim, cada indivíduo reage de várias maneiras aos estímulos e/ou motivação recebidos. Tudo isso, evidentemente, provoca impacto – positivo ou negativo – sobre o processo de ensino e aprendizagem. No entanto, de acordo com (GIRAFFA; VICCARI, 1999), a utilização da mesma estratégia pedagógica não produz efeito satisfatório para todos os estudantes.

## **1.1 Motivação**

O conceito de inteligência, denominado Inteligência Emocional (IE) (MAYER, 2001), é caracterizado pela capacidade de desenvolver motivações para si próprio e, consequentemente, persistir num objetivo apesar das dificuldades encontradas. Desenvolver IE no ser humano consiste na habilidade de mantê-lo em um estado emocional adequado para tomada de decisão, controle dos impulsos impedindo que a ansiedade e emoções negativas interfiram na capacidade do raciocínio (GOLEMAN, 1995).

Nos trabalhos de (GOLEMAN, 1995) e (CHABOT et al., 2005) são exibidos fatores físicos que comprovam a relação das emoções com a cognição, atenção, percepção, sucesso profissional e aprendizagem. Nesta perspectiva, em (KORT; REILLY; PICARD, 2001) é apresentado o primeiro ME que considera aspectos emocionais do estudante. Assim, foram determinados quadrantes emocionais correlacionados com determinada emoção. Posteriormente, definiu-se o estado emocional ideal que o estudante deverá permanecer durante todo o processo de aprendizado. No entanto, não foram abordados aspectos motivacionais responsáveis por promover a IE do estudante num determinado quadrante.

Com objetivo de incorporar aspectos motivacionais em ambientes de aprendizagem, o trabalho de (JAQUES; VICARI, 2005) propõe uma modelagem do estudante que considera a observação das emoções básicas do estudante reconhecidas através do comportamento observável. Nesta modelagem, ao classificar uma emoção que seja considerada prejudicial ao aprendizado, inicializa-se a atuação do agente pedagógico motivacional responsável por exibir mensagens de encorajamento ao estudante e estimular suas habilidades de aprendizagem.

No trabalho de (CHABOT et al., 2005) é definida a Pedagogia Emocional com intuito de estimular a IE do estudante. A correlação das emoções e aprendizagem é feita tendo como base os aspectos teóricos descritos na teoria perfis de personalidade (CHABOT et al., 2005), cuja fundamentação exibe características de personalidade com ênfase na aprendizagem. Nesta teoria são descritas particularidades emocionais, aspectos motivacionais, reações específicas sobre emoções e necessidades dominantes para cada um dos nove perfis de personalidade definidos.

Contudo, Chabot não apresenta uma maneira automática para a classificação dos perfis de personalidade. Há diferentes informações a serem observadas em cada estudante referente a cada uma das três dimensões psicológicas presentes na teoria. Além disso, deve-se “medir” os níveis (alto, médio e baixo) em cada dimensão e, o agrupamento dos níveis e dimensões resulta na identificação do perfil de personalidade. Dessa maneira, a classificação de cada perfil torna-se uma tarefa não trivial devido à complexidade de dimensões, níveis e informações a serem observadas e agrupadas.

Neste contexto, é proposto neste trabalho uma modelagem afetiva do estudante baseada em emoções e perfis de personalidade com intuito de personalizar as estratégias pedagógicas aplicadas ao estudante em ambientes de aprendizagem. Assim, pretende-se aproximar cada estudante para o estado afetivo ideal que estimule suas habilidades de aprendizagem.

## 1.2 Objetivos e Desafios da Pesquisa

O objetivo deste trabalho é propor e desenvolver um Modelo do Estudante baseado em emoções em perfis de personalidade para a determinação de estratégias pedagógicas

personalizadas. Dessa forma, após a classificação do perfil de personalidade do estudante e a detecção de alguma emoção que possa interferir no processo cognitivo, o sistema de aprendizagem será capaz de selecionar a estratégia pedagógica adequada a cada perfil responsável por conduzir o estudante para a emoção que estimule suas habilidades de aprendizagem.

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

1. Utilizar a teoria de perfis de personalidade para desenvolver o Modelo do Estudante;
2. Elaborar um questionário que possibilite a classificação dos nove perfis de personalidade;
3. Desenvolver uma representação apropriada para efetuar a classificação das três dimensões psicológicas presentes na teoria perfis de personalidade, bem como os valores atribuídos a cada nível;
4. Detectar automaticamente todos os perfis de personalidade através da técnica de Rede Neural Artificial;
5. Testar e simular os experimentos realizados para o treinamento e validação da Rede Neural;
6. Apresentar a melhor base de treinamento e a melhor arquitetura de Rede Neural utilizados para o problema de classificação dos perfis de personalidade;
7. Correlacionar os conselhos do educador com as seis emoções básicas;
8. Selecionar as estratégias pedagógicas adequadas a cada perfil de personalidade;
9. Validar computacionalmente os aspectos teóricos que amparam o modelo proposto.

### **1.3 Hipóteses**

Este trabalho está direcionado pelas seguintes hipóteses:

- ❑ Modelo do Estudante pode ser definido tendo como base a classificação das emoções e dos perfis de personalidade do estudante. Assim, é possível armazenar características afetivas e individuais de cada estudante.
- ❑ É possível conduzir ou manter o estudante nas emoções favoráveis ao aprendizado. Para isto, deverão ser integrados no ambiente de aprendizagem aspectos motivacionais relacionados com a teoria perfis de personalidade que serão responsáveis por administrar aspectos emocionais do estudante.

- ❑ O estímulo/motivação dado ao estudante deve ser feito de maneira individualizada. Assim, ao oferecer um estímulo personalizado relacionado com as emoções do estudante em função do seu perfis de personalidade, é possível promover Inteligência Emocional do estudante.
- ❑ Através de técnicas de Inteligência Artificial (IA), mais precisamente Redes Neurais Artificiais e Árvore de Decisão, será possível classificar automaticamente os nove perfis de personalidade e, em seguida a integração de um Modelo do Estudante e estratégias pedagógicas personalizadas a cada perfil.

## 1.4 Contribuições

Uma vez que os objetivos descritos na Seção 1.2 forem alcançados, bem como a confirmação das hipóteses levantadas na Seção 1.3, as principais contribuições deste trabalho serão:

- ❑ Um ME baseado em emoções capturadas durante o processo de aprendizagem, levando em consideração o perfil de personalidade do estudante. Sendo assim, responsável por armazenar informações individualizadas referentes ao perfil de personalidade e emoções expressas pelo estudante durante o processo cognitivo.
- ❑ Um questionário para identificar o perfis de personalidade do estudante.
- ❑ A apresentação da arquitetura neural e base de treinamento ideais para a classificação dos nove perfis de personalidade.
- ❑ A validação computacional da pedagogia emocional exposta por (CHABOT et al., 2005).
- ❑ A construção das estratégias pedagógicas relacionadas com a teoria supracitada e, a determinação das estratégias pedagógicas adequadas a cada perfil de personalidade, responsáveis por conduzir o estudante para o estado emocional que promova a aprendizagem.

## 1.5 Organização da Dissertação

Esta dissertação está estruturada em quatro capítulos conforme dispostos a seguir:

- ❑ **Capítulo 2:** Introduz conceitos fundamentais para a compreensão e validação do modelo proposto e, além disso, são exibidos os trabalhos correlatos com a abordagem proposta.

- **Capítulo 3:** Descreve o Modelo do Estudante e a metodologia utilizada para a validação das hipóteses de pesquisa.
- **Capítulo 4:** Apresenta os resultados obtidos para cada versão do questionário desenvolvido para a extração automática dos perfis de personalidade, bem como os resultados da análise experimental para a classificação dos perfis de personalidade e a definição das estratégias pedagógicas.
- **Capítulo 5:** São exibidas as considerações finais e perspectivas futuras.

# CAPÍTULO 2

## Fundamentação Teórica

Este capítulo introduz conceitos teóricos utilizados no desenvolvimento desta pesquisa. As Seções 2.1 e 2.2 descrevem brevemente as teorias afetivas que amparam o Modelo do Estudante proposto. Na Seção 2.3 é apresentado o módulo Modelo do Estudante em Sistemas Tutores Inteligentes. Em seguida, nas Seções 2.4 e 2.5 são descritas as técnicas de aprendizagem de máquina utilizadas para a validação computacional da modelagem do estudante. E, por fim, são apresentados na Seção 2.6 os trabalhos correlatos com a abordagem proposta.

### 2.1 Emoções e Inteligência Emocional

As emoções, segundo (SALOVEY; MAYER, 1990), são definidas como respostas organizadas a determinado estímulo. Essas respostas ocorrem no indivíduo depois de atravessarem fronteiras dos sistemas psicológicos, cognitivos, motivacionais e experimentais. Assim, as respostas a determinado evento através das emoções experimentadas, seja interno ou externo, têm significados positivos ou negativos (BERG, 2013).

Existem três classes de emoções que são responsáveis por induzir o indivíduo uma série de comportamentos, sendo elas: emoções primárias, secundárias e 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 classes de emoções. Através 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, inveja, 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, tensão (CHABOT et al., 2005).

Tabela 1 exibe alguns impactos (positivos e negativos) que as emoções primárias induzem no indivíduo durante o processo de ensino-aprendizado.

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 observar a Tabela 1, note que, somente a emoção “alegria” dispara comportamentos favoráveis ao aprendizado. Segundo (CHABOT et al., 2005) o aprendizado ocorre em dois níveis. Por um lado, há o aprendizado cognitivo ou técnico do conteúdo exibido e, de outro, o aprendizado emocional subjacente ao aprendizado cognitivo. Sem o aprendizado emocional, presente ao longo de todo o processo, qualquer passo no aprendizado cognitivo torna-se comprometido devido à interferência dos aspectos emocionais.

Segundo (GOLEMAN, 1995) o impacto das emoções básicas juntamente com suas combinações, variações, mutações e matizes são:

- Na *raiva*, o sangue flui nas mãos, os batimentos cardíacos aceleram uma onda de hormônios, a adrenalina, entre outros, gera uma pulsação, energia suficientemente forte para uma atuação intensa.
- No *medo*, o sangue corre para os músculos do esqueleto, como os das pernas, facilitando a fuga. Ao mesmo tempo, o corpo imobiliza-se. Circuitos existentes nos centros emocionais do cérebro disparam hormônios que coloca o corpo em alerta, tornando-o inquieto e pronto para agir.
- O erguer das sobrancelhas, na *surpresa*, proporciona uma varredura visual mais ampla. Permite mais informação sobre um acontecimento que ocorreu de forma inesperada, tornando mais fácil perceber exatamente o que está acontecendo e conceber o melhor plano de ação.
- Em todo o mundo, a expressão de *desgosto* assemelha-se e envia a mesma mensagem, alguma coisa desagradou ao gosto ou olfato, real ou metaforicamente.
- A *tristeza* é um sentimento que acarreta perdas de energia e entusiasmo pelas atividades da vida. Quando a tristeza é profunda, aproximando-se da depressão, a velocidade metabólica do corpo fica reduzida. Esse retraimento introspectivo desenvolve a oportunidade para o sentimento de perda ou frustração.
- A sensação de *alegria* causa uma das principais alterações biológicas, uma vez que a atividade do centro cerebral é incrementada, o que inibe sentimentos negativos e

favorece o aumento da energia existente, silenciando os estados afetivos que geram pensamentos de preocupação. Essa sensação oferece ao corpo um total relaxamento, assim como disposição e entusiasmo para execução de qualquer tarefa.

Similarmente a (CHABOT et al., 2005), (GOLEMAN, 1995) também constata que através dos aspectos emocionais e físicos a emoção “Alegria” é a única emoção responsável por impulsionar comportamentos positivos no indivíduo. Para (CHABOT et al., 2005), durante o processo cognitivo, a atenção, a percepção, a capacidade de ajuizamento e o raciocínio são, todos, alterados quando o estudante encontra-se afetado pelas emoções negativas. Sendo assim, para todo estudante que encontra-se em um estado emocional prejudicial ao aprendizado, é fundamental desenvolver a Inteligência Emocional no estudante com o intuito de manter e/ou aproximar o estudante da emoção “Alegria”.

A Inteligência Emocional, conforme exposta por (CHABOT et al., 2005), surgiu quando Salovey e Mayer abandonaram as barreiras cognitivistas dos seus predecessores em relação ao conceito de inteligência e, em seus estudos chegaram a conclusão de que as emoções deveriam ser levadas em consideração quando trata-se de inteligência. Assim, surge em 1990, um novo conceito de inteligência, a Inteligência Emocional. Para (SALOVEY; MAYER, 1990), a Inteligência Emocional é definida como a habilidade que um indivíduo tem de perceber seus próprios sentimentos e emoções, bem como os sentimentos e emoções alheias, a capacidade de distingui-los e de utilizar essas informações como guia para as próprias ações e raciocínio.

Através da teoria de inteligência múltiplas (HOWARD, 1983), mais especificamente as inteligências interpessoal e intrapessoal serviram de base para a origem do conceito que é, hoje definido, por Inteligência Emocional. De acordo com (GOLEMAN, 1995), a inteligência interpessoal é definida pela capacidade de compreender outras pessoas, o que as motiva, como trabalham e como trabalhar cooperativamente com elas e, a inteligência intrapessoal cuja aptidão é voltada na capacidade de formar um modelo de si mesmo e poder usá-lo para agir a seu favor (SILVA, 2010).

Para (CHABOT et al., 2005), o conceito de Inteligência Emocional com base na definição de (MAYER; SALOVEY, 1997) é descrito como um conjunto de competências que permite:

1. Identificar as próprias emoções e emoções alheias;
2. Expressar corretamente as próprias emoções e ajudar os outros a fazerem o mesmo;
3. Compreender suas próprias emoções e as emoções alheias;
4. Gerir suas próprias emoções e adaptar-se às emoções do outro;
5. Utilizar suas emoções e as habilidades próprias da inteligência emocional nas diferentes esferas de atividade, especialmente para se comunicar, tomar boas decisões,

administrar com êxito suas prioridades, motivar-se e motivar os outros, possuir boas relações pessoais.

Neste sentido, (CHABOT et al., 2005) propõe uma pedagogia emocional com a finalidade de promover a Inteligência Emocional do estudante. Nesta abordagem, o verdadeiro aprendizado ocorre quando se sente, e não quando entende algo. A Figura 1 define as duas facetas na incorporação das competências emocionais do estudante que permite utilizar as emoções de maneira efetiva durante o processo de aprendizagem.

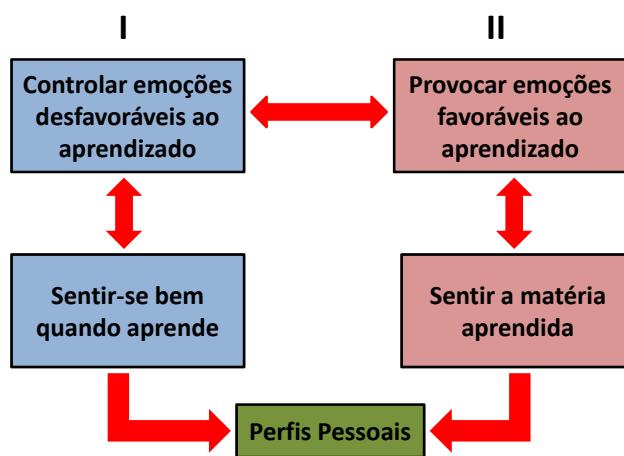


Figura 1 – Competências emocionais referentes ao processo de aprendizagem

Adaptado de: (CHABOT et al., 2005)

Conforme exposto por (CHABOT et al., 2005), a primeira faceta de aprendizagem refere-se à capacidade de controlar as emoções desfavoráveis ao aprendizado, onde o autor afirma que dentre as seis emoções básicas – alegria, surpresa, medo, desgosto, raiva, tristeza – apenas a emoção alegria é considerada como estado afetivo favorável ao aprendizado. A segunda faceta consiste em provocar emoções favoráveis ao aprendizado. Dessa maneira, ao percorrer todo esse ciclo de competência emocional no processo de ensino e aprendizado, é possível promover a inteligência emocional em cada estudante, estimulando-o em função do seu perfil pessoal, ou seja, perfil de personalidade.

## 2.2 Teoria Perfis de Personalidade

O campo da personalidade diz respeito àquilo que é geralmente verdadeiro das pessoas, a natureza humana, assim como às diferenças individuais. Psicólogos que estudam sobre a personalidade interessam-se por aquilo que as pessoas têm de semelhante, assim como as maneiras pelas quais diferem umas das outras. Por exemplo, por que alguns se realizam, e outros não? Por que alguns percebem as coisas de uma forma, e outros, de um modo

diferente? Por que alguns sofrem com um estresse considerável, e outros não? (PERVIN; JOHN, 2008).

Para (BURGER, 2000), a personalidade é caracterizada por “um padrão de comportamento consistente e processo intrapessoal originado internamente no indivíduo”. Já (SOLDZ; VAILLANT, 1999) afirma que a personalidade é mais que apenas a aparência superficial e física de um indivíduo. Ela é relativamente estável e previsível, porém não é necessariamente rígida e imutável. A personalidade, geralmente, permanece estável por um período de 45 anos iniciando na fase adulta. Assim, características relacionadas à personalidade podem ser definidas através da abordagem de traços de personalidade, pela qual permite diferenciar psicologicamente cada indivíduo utilizando traços mesuráveis e conceituáveis. (NUNES et al., 2010).

Sendo assim, cada pessoa possui características relacionadas a sua personalidade de maneira diferenciada. Na literatura, existem várias teorias utilizadas para constatar e explicar algumas ações relacionadas com a personalidade. Dentre elas, a teoria do *Big Five Factors* (JOHN; SRIVASTAVA, 1999), que através de respostas a um questionário identifica cinco grandes fatores relacionados com a personalidade de cada indivíduo. O modelo *Myers-Briggs Type Indicator* (MYERS; MCCAULEY; MOST, 1985), permite identificar dezesseis traços de personalidade relacionados com quatro processos mentais. O modelo psicológico de *Cloninger* (CLONINGER; SVRAKIC; PRZYBECK, 1993) divide o campo personalidade em duas dimensões: A dimensão inata (temperamento) e a dimensão adquirida (caráter). Além destas, existe também a teoria de perfis de personalidade (CHABOT et al., 2005), que extrai características sobre personalidade de cada indivíduo correlacionada com a aprendizagem.

No trabalho de (HALL; LINZEY; CAMPBELL, 1998), foi feito um estudo sobre as teorias existentes referentes à personalidade. Assim, as teorias investigadas foram inseridas em quatro grupos, enfatizando: (i) a ênfase na psicodinâmica; (ii) a ênfase na realidade percebida; (iii) a ênfase na aprendizagem; e (iv) a ênfase na estrutura. (JAQUES et al., 2012).

Para a confecção deste trabalho, foi escolhida a teoria de perfis de personalidade, pelo fato desta teoria se enquadrar no grupo personalidade com ênfase na aprendizagem. De acordo com (CHABOT et al., 2005), esta teoria baseia-se no modelo psicológico de (CLONINGER; SVRAKIC; PRZYBECK, 1993). Assim, são apresentadas três dimensões psicológicas relacionadas com o temperamento: 1: A busca permanente do novo; 2: O evitamento da punição e da dor; 3: A necessidade de recompensa e de afeto. Para (CHABOT et al., 2005), cada dimensão representa um funcionamento neurológico particular e, pode ser resumido da seguinte forma:

1. **A Busca do Novo:** Tendência em sempre buscar novidades e novos estímulos.
2. **Evitamento da Punição e da Dor:** Tendência a reagir de modo intenso aos

estímulos aversivos ou a adotar comportamentos destinados a evitar a punição.

3. **Necessidade de Recompensa e Afeto:** Tendências a reagir intensamente aos estímulos de recompensas e a perseverar no comportamento reforçado ou a resistir a sua extinção.

Além do modelo tridimensional, cada dimensão pode receber um valor referente ao seu nível (alto, médio ou baixo) em cada indivíduo e, através da combinação dos níveis em cada uma das três dimensões existentes, (CHABOT et al., 2005) classifica nove perfis de personalidade, com ênfase na aprendizagem, conforme apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Nove Perfis de Personalidade

Perfis de Personalidade	Busca do Novo	Evitamento da punição e da dor	Necessidade de Recompensa e Afeto
O Temerário	Alto	Baixo	Baixo
O Teatral	Alto	Baixo	Alto
O Excessivo	Alto	Alto	Baixo
O Astucioso	Alto	Alto	Alto
O Meticuloso	Baixo	Alto	Baixo
O Afetivo	Baixo	Baixo	Alto
O Dócil	Baixo	Alto	Alto
O Eremita	Baixo	Baixo	Baixo
O Flexível	Médio	Médio	Médio

Fonte: (CHABOT et al., 2005)

A Tabela 2 exibe os valores dos níveis de cada dimensão psicológica que resulta na classificação de um determinado perfil. Por exemplo, caso um estudante seja considerado nível **alto** na dimensão “Busca do Novo” e, nível **baixo** nas dimensões “Evitamento da punição e da dor” e “Necessidade de Recompensa e Afeto” logo, de acordo com esse agrupamento, tal estudante é classificado com perfil “O Temerário”.

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) define sua dinâmica emocional e particularidades descritas 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. Tem, portanto, tendência a ser frio, distante e solitário. Pode ser egocêntrico e pouco sensível ao próximo. Paradoxalmente, não é de modo algum um tímido, simplesmente não interessa em estabelecer contato. Porém, não tem nenhuma dificuldade em expressar sua opinião se for questionado, muito menos de participar em uma atividade de equipe. Em geral, possui muita energia e vigor, mas se cansa rapidamente caso o processo cognitivo seja enfadonho. Este perfil funciona de modo que a ameaça de punição não surte nenhum efeito. É completamente indiferente a qualquer sanção.

Não teme a autoridade do professor nem o incomoda encontrar-se diante de uma reprovação ou de um fracasso. A melhor maneira de prover o aprendizado deste estudante é estimulá-lo com novidades. No caso de trabalhos de pesquisa ou temáticos, é preciso encorajá-lo a buscar direções pouco ortodoxas, indicando-lhe todos os objetivos pedagógicos que deverá atingir.

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. Assim, como indica a denominação, o teatral é animado por uma necessidade permanente de se pôr em cena e de exageros. Seu elevado nível de busca da novidade torna-o curioso, aberto de espírito, apaixonado e predisposto a tudo que se relaciona ao risco. A energia que o habita, redobrada de uma despreocupação e de uma coragem exagerada diante dos perigos, faz dele um indivíduo verdadeiramente imprudente, que se mexe e fala todo o tempo. 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 que demonstra torna-o pouco sensível às ameaças, pois ele teme as punições nem suas consequências. Todavia, sua necessidade elevada de Recompensa e de Afeto o fará sensível ao interesse. Em outros termos, se a punição não funciona, a recompensa, ao contrário, funcionará. Sendo assim, apreciará a atenção recebida e reagirá sempre favoravelmente 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 espécie de novidade, porém é prudente e falta-lhe segurança. Gosta de tudo que é novo, mas leva muito tempo para se comprometer. Por exemplo, antes de comprometer-se com uma nova atividade, este perfil se prepara, verifica inúmeras vezes se tudo está seguro e sob controle. Está constantemente dividido entre seu desejo de assumir riscos e viver novas experiências com o temor de lançar-se às coisas e de se enganar ou esquecer algo. Todos os riscos que assume são calculados. É difícil, portanto, estabelecer comunicação com ele, pois não busca muito contatos sociais. Tem pouca afinidade com os demais, se mantém frio e distante. O papel do professor para ajudar o estudante do tipo Excessivo é 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. Por outro lado, sua elevada busca do novo pode ser uma porta aberta para estimulá-lo, pois apesar do temor e da insegurança que o acompanham, é aberto e pronto a considerar as coisas de um ângulo diferente. 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 No-

vidade, Evitamento da Punição e Dor e Necessidade de Recompensa e de Afeição. Este perfil apresenta uma agressividade camouflada sob sua polidez e amabilidade. Como possui um elevado nível de desejo de recompensa e de afeto busca muito a aprovação dos outros, além de apoio e reforço para tudo aquilo que diz ou faz. Mas seu nível também elevado de Evitamento da Punição e Dor torna-o muito prudente em suas relações. O aluno astucioso não tolera que os outros lhe digam o que deve fazer, pois não gosta de ser controlado. Não tolera a crítica ou observações negativas a respeito de seu trabalho ou de seu comprometimento com a equipe. Faz tudo para mostrar aos demais que seu desempenho é ótimo (para ter a aprovação de todos). Para lidar com este aluno, deve-se levar em consideração que, os estímulos novos funcionam muito bem com ele já que este perfil é receptivo a tudo que pode estimulá-lo e surpreendê-lo. Como teme a punição e as consequências do que faz, é sensível às sanções, aos erros e aos riscos. E, reage positivamente às recompensas e atenção dedicadas à ele. No entanto, não suporta críticas nem lições de moral.

5. **O Meticuloso:** 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, tímidos e introvertidos. Além do mais, o nível elevado de evitamento da punição e da dor explica a razão pela qual tal pessoa deseja fazer tudo de modo absolutamente correto. Todavia, os sentimentos como a dúvida, a ordem, a busca de perfeição e o medo de não conseguir realizar as tarefas movem o aluno meticuloso. Quando precisa tomar decisões, é lento e indeciso, pois sente apreensão diante de um eventual fracasso ou diante da possibilidade de cometer erros. Portanto, para ele, compreender aquilo que pedem é absolutamente fundamental. Como fala pouco e é muito reservado, não é fácil ajudá-lo, mas um encontro frente a frente, de maneira pacífica, permitirá ajudá-lo. Assim, como o perfil meticuloso não busca muito a novidade, incomoda-o tudo que escapa ao hábito e à rotina. Também teme a punição e as consequências daquilo que faz, é sensível às sanções, aos erros e aos riscos. Tal que, não busca a aprovação do outro e nem mesmo contatos sociais, é frio e distante e não reage positivamente às recompensas e à atenção dedicados à ele. Uma forma de motivar estudantes deste perfil é valorizar a qualidade de seu trabalho e fazê-lo ousar, sair dos caminhos batidos, 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 reservada e reflexiva. Todavia, a comitânciam do baixo nível de evitamento da punição e da dor e do nível elevado de necessidade de recompensa e afeição fazem do afetivo uma pessoa aberta, extrovertida, sensível e muito orientada ao relacional. Tem facilidade para fazer contato com os outros, mas não busca necessariamente a novidade e a diversidade (ao contrário do teatral). O baixo nível de evitamento da punição e da dor faz do afetivo

alguém otimista e relativamente relaxado/tranquilo. Como o centro desse perfil é o relacional, tudo gira em torno deste elemento. Seus laços afetivos refletem seu humor. Se suas relações vão bem, ele vai bem. Se as relações desequilibram, ele também se desequilibra. Seu humor é ajustado conforme sua vida afetiva. Duas coisas são importantes quando se considera o aluno do tipo afetivo. Antes de tudo, é preciso manter uma boa relação com ele. O que é relativamente fácil, pois muito rapidamente, ele busca estabelecer uma ligação com seu professor. Portanto, para ajudá-lo, é preciso gostar dele. Faça-o sentir que você o valoriza e ele ficará bem e confiante em si. Mas é importante, por outro lado, ajudá-lo a reforçar seu plano afetivo qualquer que seja o estado de suas relações. Ele precisa aprender a viver com este temperamento mutável. Para isto, precisa aprender, em certa medida, a tomar distância dos outros e de seus acontecimentos.

7. **O Dócil:** Caracteriza-se por um alto nível de Evitamento da punição e da dor e Necessidade de recompensa e de afeição (neste caso, pode se referir à dependência afetiva) e um baixo nível de procura pelo novo. Se o afetivo coincide seu humor com suas relações afetivas, pode-se facilmente dizer que o dócil permite, sistematicamente, que os acontecimentos exteriores dirijam sua vida. Falta-lhe confiança, tanto no que faz quanto em suas relações. Tem tendência a deixar que as situações e/ou os outros decidam por ele. Nunca se arrisca, nem nas relações, nem naquilo que faz. É lento nas reações e demora a assumir compromissos, pois nunca sabe o que fazer nem o que decidir. Além disso, vive temendo ser abandonado. No aprendizado, a relação com o dócil não é fácil, não importa o que você lhe diga, ele está sempre de acordo e nunca opõe resistência a nada que lhe seja proposto. Isso, de certo modo, torna difícil localizar e dar continuidade ao *feedback* que você dirige a ele. Ele diz sim, mas age pouco. Não quer se enganar (medo da punição), quer agradar (necessidade afetiva) e refugia-se na familiaridade e na rotina (baixo nível de busca de novidade). É muito frequente que repita os mesmos erros. Assim, as três principais informações que representam um perfil Dócil são: como ele não busca muito a novidade, tudo que sai de seus hábitos e da rotina o incomoda. Além disso, ele teme a punição e as consequências do que faz, tornando-o sensível às sanções, aos erros e aos riscos. Este perfil busca a aprovação dos outros e contatos, assim, reage positivamente às recompensas e a 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 mais próximas, mesmo com os membros de sua família. Quase sempre preferem atividades solitárias. Não têm amigos próximos, menos ainda confidentes. Além disso, são indiferentes aos elogios ou as críticas alheias. Demonstra frieza e distância, prefere privilegiar seu mundo interior, a solidão e a introspecção.

Assim, tudo que sai de seus hábitos e de sua rotina o incomoda. Não teme a punição e as consequências do que faz, é insensível às sanções e às ameaças. Como busca pouco contatos e aprovação dos outros, é frio e distante e não reage positivamente às recompensas e à atenção oferecidas à ele. Tentar conscientizar um perfil do tipo Eremita, avançando as consequências negativas de seus gestos, não serve neste caso, para nada. Apresentar-lhe as vantagens de coisas pelas quais não tem nenhum interesse prévio tampouco o convencerá. Só se interessa pela novidade em poucos casos. Todavia, assim pouco predisposto à novidade e como, por outro lado, o evitamento da punição e da dor atinge um nível muito baixo, pode ser que aprecie atividades rotineiras. O professor precisa conhecer seus interesses, e explorando-os é o único caminho para que se sinta bem no local escolar e, através disso, é possível adequar à sua personalidade.

9. **O Flexível:** É caracterizado por 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, tendo uma dosagem média de cada um dos componentes da personalidade, ele oferece todas as portas que dão acesso à ele. Sem pender para um lado ou para outro, esse tipo de indivíduo é maleável e aberto a diferentes abordagens. A estabilidade, a constância e a boa medida são suas principais qualidades. Nem 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 dosado. Aprecia também a recompensa e as marcas de afeição, sem ser delas dependente.

Ao analisar as características dos nove perfis, pode-se observar as diferenças de um perfil para o outro. (CHABOT et al., 2005) afirma que as diferenças de reagir aos estímulos enviados a nossa volta na mesma circunstância deve-se aos três componentes inatos da personalidade descobertos por (CLONINGER; SVRAKIC; PRZYBECK, 1993). Neste sentido, a Tabela 3 apresenta as particularidades emocionais de cada perfil, a dinâmica emocional e alguns conselhos ao educador, definidos por (CHABOT et al., 2005), que poderão ser utilizados para estimular o estudante em função do seu perfil de personalidade.

Tabela 3 – Perfis de Personalidade e suas particularidades

Perfis de Personalidade	Dinâmica Emocional	Necessidades Predominantes	Conselhos ao Educador
<b>O Temerário</b>	Negativa: Agressividade Despreocupação Instabilidade  Positiva: Calma Coragem	Ser estimulado; Novidade; Ser diferente.	1. Estimular com novidades; 2. Utilizar o bom humor e as metáforas; 3. Encorajá-lo a ir em direções pouco ortodoxas 4. Evitar provocá-lo 5. Encorajá-lo em sua diferença e convidá-lo a fazer o mesmo com os outros; 6. Lançar-lhe desafios
<b>O Teatral</b>	Negativa: Tristeza Raiva Instabilidade  Positiva: Curiosidade Alegria Coragem	Ser apreciado; Ser reconhecido; Ser útil.	7. Evitar ameaçá-lo pela punição; 8. Oferecer atenção apenas quando merecer; 9. Dar-lhe ocasião de valorizar-se; 10. Propor novas experiências; 11. Apelar a sua criatividade que é bem grande.
<b>O Excessivo</b>	Negativa: Medo Raiva Instabilidade Ansiedade  Positiva: Entusiasmo	Segurança; Ser valorizado;	12. Evitar pressioná-lo; 13. Ajudá-lo a distinguir os fatos suas interpretações e emoções; 14. Ajudá-lo a relativizar as coisas; 15. Estimulá-lo pela novidade e, ao mesmo tempo, oferecer segurança.
<b>O Astucioso</b>	Negativa: Medo Tristeza Agressividade  Positiva: Alegria Gentileza	Ser aprovado; Ter razão; Ser amado; Controlar.	16. Interrogá-lo sobre seus comportamentos e reações; 17. Convidá-lo a se expressar diretamente; 18. Abrir uma discussão com ele; 19. Evitar criticá-lo como faria um pai com lições de moral.
<b>O Meticuloso</b>	Negativa: Timidez Insegurança Ansiedade  Positiva: Discrição Disciplina	Ser perfeito; Ser confortado; Ser valorizado pelo que faz.	20. Assegurar-se de que entendeu o conteúdo; 21. Oferecer as informações que precisa; 22. Fazê-lo tomar consciência que deve assumir riscos; 23. Ajudá-lo, valorizando a qualidade daquilo que faz; 24. Convidá-lo a ousar, a sair de sua zona de conforto; 25. Estabelecer limites; 26. Estimular sua confiança e sua criatividade.
<b>O Afetivo</b>	Negativa: Tristeza Despreocupação Instabilidade Emocional  Positiva: Sensibilidade Abertura Símpatia	Ser amado; Ser valorizado; Ser apreciado.	27. Ter uma relação calorosa; 28. Fazê-lo sentir que é amado; 29. Fazê-lo sentir que tem valor aos seus olhos; 30. Ajudá-lo a ser reforçado no plano afetivo; 31. Ajudá-lo a tomar distância afetiva de suas relações; 32. Ajudá-lo a refocalizar sua energia onde necessário.
<b>O Dócil</b>	Negativa: Tristeza Medo Insegurança Ansiedade	Ser amado Ser confortado Ser apreciado	33. Abordá-lo de modo caloroso; 34. Expressar claramente o que se espera dele; 35. Ajudá-lo a afirmar-se e a dar sua opinião; 36. Ajudá-lo a assumir riscos; 37. Ajudá-lo a tomar iniciativas.
<b>O Eremita</b>	Negativa: Indiferença  Positiva: Estabilidade	Regularidade	38. Perguntar quais são seus interesses no intuito de saber em que o professor poderá ajudá-lo; 39. Abordá-lo por meio de seus interesses; 40. Propor-lhe atividades rotineiras.
<b>O Flexível</b>	Negativa: Caráter indiscernível  Positiva: Inflexibilidade	Variedade Boa dose de ser amado, de recompensa, de novidade e de segurança.	41. Confiar nele; 42. Variar e testar os ângulos à partir dos quais abordá-lo (novidade, punição reforço).

Fonte: Chabot et al. (2005)

É importante salientar que, a detecção e classificação automática do perfil de personalidade de cada estudante é uma tarefa não trivial. Para isto, é necessário observar todas as características relativas às três dimensões expostas na teoria e, em seguida efetuar a classificação dos níveis (alto, médio, baixo) em determinada dimensão. A classificação final dos nove perfis de personalidade é resultante do agrupamento referente às classificações dos três níveis atribuídos às três dimensões.

## 2.3 Modelo de Estudante em STI

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 cada estudante referente aos tópicos de aprendizagem, apresentar onde encontra-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 2.

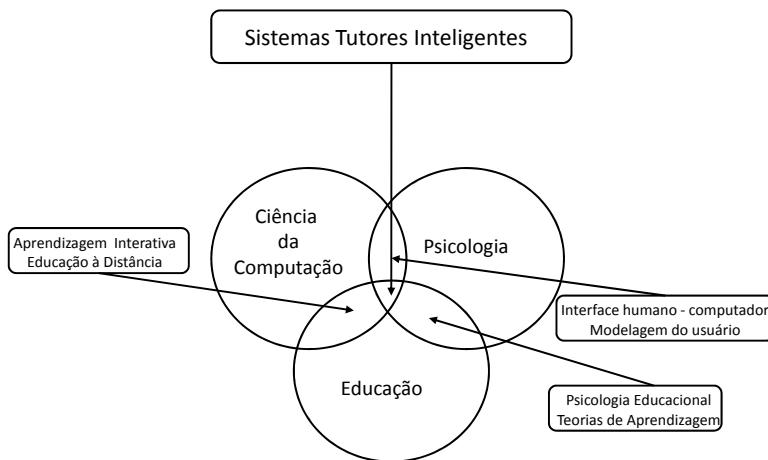


Figura 2 – Áreas de conhecimento integradas em STI

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 3.

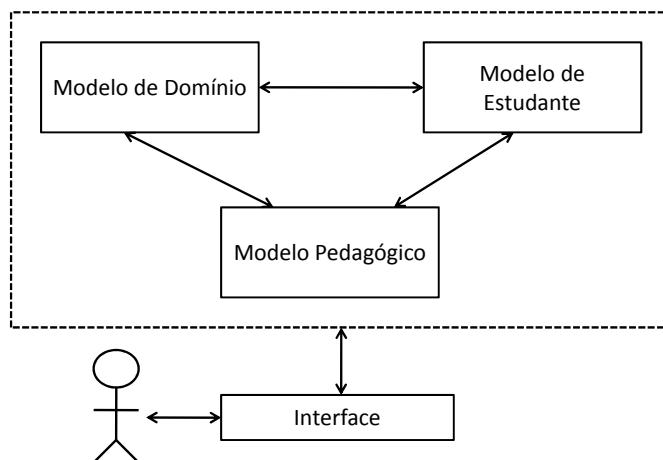


Figura 3 – Arquitetura Clássica de um STI

Adaptado de: (CHRYSAFIADI; VIRVOU, 2015)

A arquitetura da Figura 3 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 do estudante, 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 em determinar quando (em que momento) e o que (qual conhecimento pedagógico) será apresentado para o 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 do sistema com o estudante, apresentando o material instrucional e a monitoração do progresso do 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.

(CHRYSAFIADI; VIRVOU, 2015) considera o Modelo do Estudante um módulo crucial para a construção de um STI, pois o módulo ME é responsável pela forma como o sistema toma decisões que promovem apoio e instruções personalizadas ao estudante, em momentos apropriados. Assim, utiliza o módulo do domínio e o conhecimento para que o sistema tome tais decisões. Em resumo, o ME observa o comportamento de cada estudante e define uma representação qualitativa tanto do seu conhecimento cognitivo quanto afetivo (WOOLF, 2010).

Nas próximas seções são apresentadas as técnicas utilizadas para a validação computacional da modelagem do estudante proposta neste trabalho.

## 2.4 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's (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Uma visão esquemática de um neurônio artificial é representada na Figura 4.

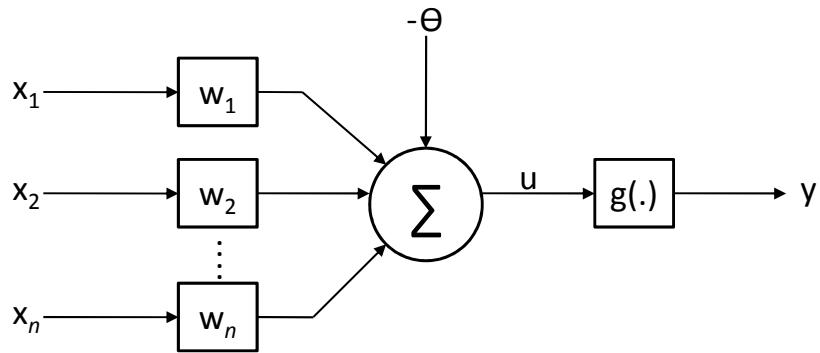


Figura 4 – Neurônio Artificial

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

Considerando a Figura 4, um neurônio artificial é constituído por sete elementos básicos, descritos por (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) da seguinte maneira:

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 $\{y\}$

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

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 *MultiLayer Perceptron* (MLP), apresentada na Figura 5, consiste em um conjunto de neurônios que constitui a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. Assim, 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, que esta arquitetura deriva seu poder computacional (HAYKIN, 2001).

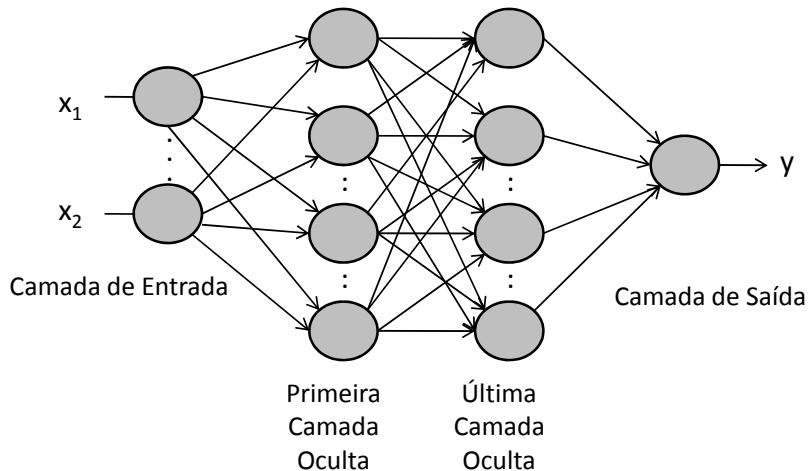


Figura 5 – Arquitetura de uma *Perceptron* Múltiplas Camadas - MLP

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  $\Delta w$  (REZENDE, 2003).

Ao se limitar em redes neurais completamente conectadas, os principais parâmetros a serem levados em consideração, consistem na escolha do número de camadas ocultas e seus tamanhos. Além disso, pode-se utilizar a técnica de validação cruzada (separar o conjunto de treinamento em duas partes, uma para o treinamento e, outra para validação da rede), a fim de verificar, além da estrutura da rede, a base de treinamento. Através destes testes experimentais, considera-se a melhor arquitetura de rede aquela que oferece a mais alta exatidão sobre os conjuntos de validação (RUSSEL; NORVIG, 2003).

Neste trabalho, utilizou-se uma Rede Neural tipo MLP para classificar os perfis de personalidade de maneira significativa. Os parâmetros da RNA foram a quantidade de camadas e o número de neurônios, e o objetivo foi determinar a arquitetura de rede e conjunto de treinamento ótimos para esta classificação.

## 2.5 Árvore de Decisão - Algoritmo *Best First Tree*

Algoritmos padrões de Árvore de Decisão (AD) – ID3(QUINLAN, 1986), C4.5 (QUINLAN, 1986), CART (BREIMAN et al., 1983)– funcionam como preditores de regras que representam explicitamente a estrutura de um conjunto de dados, onde as regras de decisão são inferidas através da abordagem *Top-Down*, ou seja, são construídas na ordem de profundidade dos nós da árvore, utilizando a estratégia de recursividade *dividir para conquistar*. Em cada nó de uma AD, o teste envolve apenas um único atributo e o valor deste atributo é comparado com uma constante. A ideia básica desses algoritmos é que, após selecionar o atributo e inserí-lo em um nó raiz, são feitas ramificações na árvore de acordo com os critérios pré-estabelecidos, tendo como base este atributo selecionado (SHI, 2007).

Considerando um conjunto de treinamento  $T$  representados pelas classes  $C_1, C_2, \dots, C_k$ , são realizados os seguintes passos para a construção de uma AD (REZENDE, 2003):

1.  $T$  contém um ou mais exemplos, todos pertencentes à mesma classe  $C_j$ . Nesse caso, a árvore de decisão  $T$  é um nó folha identificando a classe  $C_j$ ;

2.  $T$  não contém exemplos. Novamente, nessa situação, a árvore é uma folha mas a classe associada à folha deve ser determinada a partir de informação além de  $T$ . Por exemplo, a classe mais frequente para o nó pai desse nó pode ser utilizada;
3.  $T$  contém exemplos que pertencem a várias classes. Nesse caso, a ideia é refinar  $T$  em subconjuntos de exemplos que são – ou aparentam ser – conjuntos de exemplos pertencentes a uma única classe.

Normalmente, um teste é escolhido baseado em um único atributo ao qual possui resultados mutuamente exclusivos (na realidade, cada indutor tem sua própria forma de escolher o atributo que será utilizado no teste). Sejam os possíveis resultados do teste denotados por  $O_1, O_2, \dots, O_r$ .  $T$  é então particionado em subconjuntos  $T_1, T_2, \dots, T_r$ , nos quais cada  $T_i$  contém todos os exemplos em  $T$  que possuem como resultado daquele teste o valor  $O_i$ . Assim, a árvore de decisão consiste em um nó interno identificado pelo teste escolhido e uma aresta para cada um dos resultados possíveis.

4. Os passos 1, 2 e 3 são aplicados recursivamente pra cada subconjunto de exemplos de treinamento de maneira que, em cada nó, as arestas levam para as subárvore construídas a partir do subconjunto de exemplos  $T_i$ ;

O que difere os algoritmos de AD existentes na literatura é o método como é feito a seleção do melhor atributo que será utilizado em cada nó da árvore. Algumas possibilidades utilizadas para efetuar esta escolha e, particionar o conjunto de exemplos em cada iteração são (REZENDE, 2003):

- Aleatória*: Neste caso, seleciona qualquer atributo aleatoriamente;
- Menos Valores*: Seleciona o atributo com a menor quantidade de valores possíveis;
- Mais Valores*: Seleciona o atributo com a maior quantidade de valores possíveis;
- Ganho Máximo ou Ganho de Informação*: Seleciona o atributo que possui o maior ganho de informação esperado, ou seja, seleciona o atributo que resultará no menor tamanho esperado das subárvore, assumindo que a raiz seja o nó atual;
- Índice Gini* (BREIMAN et al., 1983): Medida estatística para dispersão dos dados na qual mede o grau de impureza de cada nó. Neste caso, seleciona o atributo resultante do melhor valor de Gini;
- Razão do Ganho* (QUINLAN, 1986): Seleciona o atributo com a melhor Razão de Ganho comparado com aqueles que obtiveram a Razão do Ganho acima da média.

Em 2007, foi desenvolvido o algoritmo *Best First Tree* (BFT) proposto por (SHI, 2007). A diferença deste algoritmo com os algoritmos padrões de AD encontra-se também

na maneira como é feita a expansão dos nós. No BFT, a expansão dos nós é feita através da seleção do “melhor” nó da árvore. A escolha do “melhor” nó é feita através da seleção do nó que contém a ramificação pela qual reduz ao máximo o número de “impurezas” entre os nós disponíveis para divisão. No entanto, a árvore expandida será a mesma dos outros algoritmos, simplesmente com a diferença na ordem pela qual a árvore é construída. (KUMAR; REDDY; CHATTERJI, 2013).

Em resumo, a construção de uma árvore BFT é feita da seguinte maneira. Inicialmente, seleciona-se um atributo e coloque-o no “nó” raiz com a finalidade de efetuar ramificações desse atributo com base nos critérios estabelecidos. Em seguida, faça a divisão em subconjuntos das instâncias de formação para cada ramificação da árvore a partir do nó de raiz. Este passo é repetido para cada ramificação escolhida, utilizando somente os casos que realmente deseja alcançá-lo. Em cada passo, selecione o “melhor” subconjunto entre todos os subconjuntos que estão disponíveis para expansões. Este processo continua até que todos os nós construídos sejam “puros” ou até atingir um número específico de expansões (SHI, 2007). A Figura 6 mostra a diferença entre a ordem de divisão dos nós de uma AD padrão e uma árvore BFT.

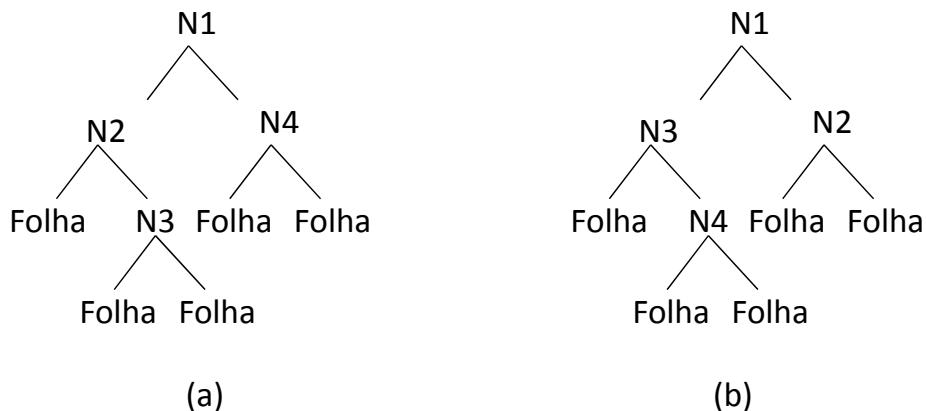


Figura 6 – Árvores de decisão: (a) Exemplo árvore de decisão em profundidade, (b) Exemplo árvore de decisão *Best-First*.

Adaptado de: (SHI, 2007)

Ao observar a Figura 6, note que, na árvore padrão os nós são selecionados de acordo com a profundidade, no entanto, na árvore BFT os nós são ordenados conforme a seleção do melhor atributo, ou seja, com a escolha do nó dito como mais homogêneo. Além disso, de acordo com (DURKIN, 1991) por meio de uma AD pode-se extrair regras que representam o conhecimento a partir de um determinado número de exemplos. A extração dessas regras ocorre a partir da raiz da árvore seguindo por determinado ramo até encontrar um nó folha (OLIVEIRA, 2001).

Especificamente, essas regras são conhecidas como regras do tipo **SE-ENTÃO** ou

regras de produção. Assim, são estabelecidas como forma de representação simbólica apresentada por SE <*antecedente*> ENTÃO <*consequente*>. O antecedente é formado por expressões condicionais envolvendo atributos do domínio da aplicação existentes nos bancos de dados. O consequente é formado por expressões que indicam a previsão de algum valor para um atributo-meta, obtido em função dos valores encontrados nos atributos que compõem o antecedente. Portanto, as regras de previsão objetivam auxiliar o planejamento de ações futuras (ROMÃO; FREITAS; PACHECO, 2000).

Neste trabalho, utilizou-se a técnica de aprendizagem de máquina AD com o algoritmo BFT para extração de regras de um conjunto de estratégias pedagógicas de acordo com a teoria de perfis de personalidade.

## 2.6 Trabalhos Correlatos

Esta seção descreve os principais trabalhos encontrados na literatura e que serviram de base para o levantamento das hipóteses de pesquisa propostas neste trabalho. Dentre eles, estão destacados a importância que as emoções desempenham no processo de ensino aprendizado. Além disso, é descrito como os Sistemas Tutores Inteligentes envolvem estes aspectos emocionais, bem como, os aspectos motivacionais aplicados ao estudante.

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). Nesta investigação foi proposto um modelo do estudante que conceitua o impacto das emoções sobre a 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) e emoções negativas (encontram-se à esquerda). As emoções positivas estão relacionadas ao prazer e ao aprendizado. O estudante que se encontra em uma emoção negativa deverá girar na espiral em sentido ao eixo da direita e do topo da espiral. Na fase *b*, realizou-se a detecção de emoções através da observação dos olhos. Além disso, como trabalho futuro, foi proposto a classificação das emoções através das expressões faciais, fundamentada pela teoria FACS (EKMAN; FRIESEN, 1978). Assim, como resultado deste 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 proposta pelos autores.

(CHAFFAR; FRASSON, 2004), com o objetivo de reconhecer o estado emocional do estudante e também alterar para algum estado em que as condições de aprendizagem fossem melhores, propuseram 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; (2) reconhecer o estado emocional ideal de acordo com a personalidade do estudante; (3) induzir estado emocional ideal; (4) avaliar o conhecimento do estudante em cada estado das emoções. Assim, o estado emocional do estudante é detectado através de uma sequência de cores. Em seguida, o estudante responde a um questionário composto por vinte e quatro questões com a finalidade de identificar a sua personalidade. Como resultados, têm-se a relação dos estados emocionais ótimos que cada estudante deverá permanecer, de acordo com sua personalidade, para que ocorra a aprendizagem.

No trabalho de (JAQUES; VICARI, 2005), é apresentado um agente pedagógico animado para atuar em um ambiente de aprendizagem. Assim, o agente, denominado *PAT*, tem como objetivo fornecer suporte emocional ao estudante, motivando-o, encorajando-o e fazendo-o acreditar em suas próprias habilidades além de promover um estado de espírito mais positivo. Este suporte do agente, bem como as táticas afetivas, são expressas através de comportamentos emotivos e mensagens de encorajamento do personagem animado do *software*. Para escolher as táticas afetivas adequadas, o agente deve conhecer as emoções do estudante. O agente proposto infere as seguintes emoções do estudante: alegria/tristeza, satisfação/frustração, raiva/gratidão e vergonha a partir do comportamento observável do estudante. A inferência das emoções é fundamentada psicologicamente na abordagem cognitiva das emoções, especificamente, usa-se o Modelo OCC (ORTONY, 1990). Através desta interação, é possível promover um estado de espírito positivo ao estudante.

Em (SHEN; WANG; SHEN, 2009), explorou-se a detecção de emoções durante processo de aprendizagem. Nesta modelagem as emoções foram capturadas através de sensores que gravam os sinais biofísicos do estudante, durante o processo de aprendizagem. O estudo foi orientado pelo modelo afetivo *circumplex de Russell* (RUSSELL, 1980) e o modelo em espiral de aprendizagem proposto por (KORT; REILLY; PICARD, 2001). Além disso, o modelo proposto oferece o tema de estudo e o objeto de aprendizagem ao estudante, através da percepção das emoções, sendo que um dos objetivos é prover a evolução do estudante na espiral proposta por (KORT; REILLY; PICARD, 2001). Os estados emocionais dos estudantes foram observados durante a formação de grupos de discussão de modo a aumentar o fluxo de informações dentro do grupo. Através da análise dos experimentos foram verificados o impacto e a evolução dos estudantes através do processo de aprendizado. Os resultados em relação a esta forma de reconhecimento de emoções apresentaram uma precisão de até 86,3%, no melhor caso. Foi proposto, como trabalho futuro, que pesquisas nesta área devem explorar novas estratégias pedagógicas e informações afetivas dos estudantes em cada estado emocional e também o momento em que o tutor deve interagir com o estudante.

O trabalho de (GU et al., 2010) apresenta um modelo emocional artificial do estudante baseado em emoções e utilizando *cadeias de Markov*. Neste modelo foi desenvolvido um

professor virtual que interage emocionalmente com o estudante no ambiente de aprendizagem. As emoções inferidas pelo professor virtual são as mesmas emoções reconhecidas através das expressão facial de cada estudante durante o processo de ensino e aprendizado. As emoções e o humor, foram observados e considerados no cálculo de probabilidades e, as regras do modelo estatístico foram utilizadas como sinal para atuação do professor virtual. Desse modo, tem-se como resultado uma interação afetiva entre o estudante e o professor virtual, durante o processo de aprendizagem e consequentemente, elementos positivos desta interação no aprendizado.

Em (FROZZA et al., 2011), foi proposto um modelo para estimular estudantes através da atuação de dois agentes pedagógicos animados, denominados Dóris e Dimi. Através das emoções dos estudantes, os agentes são integrados no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA), a fim de interagir com estudantes de acordo com suas emoções e o comportamento observável. A atuação do agente Dóris no ambiente é determinada por um conjunto de regras constituídas de condições/percepções e reações/ações. Assim, para cada ação do estudante, o tutor realiza determinadas reações. O agente companheiro Dimi expressa as emoções felicidade e tristeza. A tristeza é expressa quando o estudante tem dificuldades em um determinado módulo/atividade ou quando não está interagindo de acordo com o esperado. Neste trabalho, os autores afirmam que através da atuação dos agentes pedagógicos, é possível fornecer ao estudante estímulo/motivação no processo de aprendizagem.

(CHEN; LEE, 2012) propuseram um método afetivo de ensino que detecta a emoção do estudante usando mapa emocional. Assim, no momento em que o estudante estiver fora do estado emocional positivo, o modelo inicializa um módulo de gestão de controle de emoções até o estudante entrar num estado favorável ao aprendizado. Quando o estudante estiver na área da emoção positiva ao aprendizado, são apresentadas instruções de um determinado conteúdo e o estado afetivo do estudante é novamente verificado. Caso o estudante mantenha-se na área positiva para o aprendizado, realiza testes finais de cada lição. No entanto, se em algum momento o estudante sair da área positiva, ele é direcionado para ajustar sua emoção, na tentativa de levá-lo ao estado positivo. Dessa maneira, esta modelagem não apenas armazena o estado emocional da aprendizagem, mas também analisa o estudante nas áreas em que se posicionou no mapa emocional, com a finalidade de construir um caminho adequado de aprendizagem.

Através destes trabalhos, destaca-se a importância da classificação do estado emocional do estudante durante o processo de aprendizagem. Visando utilizar as emoções do estudante de maneira efetiva, foram integrados em alguns trabalhos aspectos motivacionais para serem aplicados ao estudante, caso este, não esteja em um estado emocional que estimule suas habilidades de aprendizagem. No entanto, a inferência dos aspectos motivacionais foi feita de maneira generalizada, considerando apenas a classificação de suas emoções. Com base neste contexto, a modelagem proposta neste trabalho está amparada pela teoria de perfis de personalidade, a fim de prover a personalização dos estímu-

los/motivação oferecidos ao estudante. Sendo assim, serão integrados no ambiente virtual de aprendizagem aspectos emocionais e motivacionais, de acordo com as características individuais do estudante.

A Tabela 4 descreve resumidamente uma análise comparativa dos trabalhos supracitados com relação à modelagem proposta nesta pesquisa.

Tabela 4 – Análise comparativa dos trabalhos correlatos e a proposta

Trabalhos	Emoções	Personalidade	Estratégias Pedagógicas	Motivação	Motivação Individualizada
Kort, Reilly e Picard (2001)	Sim	Não	Associação das emoções básicas com o giro na espiral proposta por Kort	Não	Não
Chaffar e Frasson (2004)	Sim	Sim	Exibir diferentes interfaces (Imagens, vídeos) durante o processo de ensino	Não	Não
Jaques e Vicari (2005)	Sim	Não	Exibir mensagens de encorajamento	Sim	Não
Shen, Wang e Shen (2009)	Sim	Não	Oferecer livremente objeto de aprendizagem ao estudante através da percepção das emoções	Sim	Não
Gu et al. (2010)	Sim	Não	Interação afetiva com o estudante e professor virtual	Sim	Não
Frozza et al. (2011)	Sim	Não	Interação com o estudante de acordo com emoções e comportamento observável	Sim	Não
Chen e Lee (2012)	Sim	Não	Interação com o estudante de acordo com as emoções negativas	Sim	Não
Trabalho Proposto	Sim	Sim	Aspectos motivacionais personalizados de acordo com as emoções e personalidade	Sim	Sim

# CAPÍTULO 3

## ***Emotion-P: Modelagem Afetiva do Estudante***

Este capítulo apresenta a modelagem afetiva do estudante baseada em emoções e perfis de personalidade. No ***Emotion-P***, diferentes características afetivas foram consideradas – emocionais, psicológicas e motivacionais – com intuito de determinar as estratégias pedagógicas adequadas a cada estudante. Dessa forma, através da observação das emoções expressas do estudante, durante o processo de aprendizagem, são selecionadas as estratégias pedagógicas responsáveis por conduzir o estudante para o estado emocional que estimule suas habilidades de aprendizagem, de acordo com suas características individuais. Esta modelagem afetiva do estudante está amparada pedagogicamente pela teoria de perfis de personalidade.

Como visto anteriormente, (CHABOT et al., 2005) definiram nove tipos de perfis de personalidade com ênfase no processo de aprendizagem. Cada perfil é resultante da combinação dos níveis “alto”, “médio” e “baixo” referente às três dimensões psicológicas presentes na teoria. Além disso, foram definidos a dinâmica emocional, necessidades predominantes e conselhos ao educador para determinado perfil. Através dessas informações, foi descrita uma pedagogia emocional com intuito de promover a inteligência emocional do estudante e sua capacidade de aprendizagem.

Com intuito de validar computacionalmente os aspectos teóricos emocionais e psicológicos abordados nesta teoria e utilizar as emoções de maneira efetiva foram propostos nesta pesquisa um Modelo do Estudante e um Módulo Pedagógico que integram os aspectos expostos na pedagogia emocional. A seção 3.1 define a modelagem proposta. Na seção 3.2 é apresentada a elaboração do questionário e, em seguida, nas seções 3.4 e 3.3 são apresentados os parâmetros de Rede Neural para classificação dos perfis de personalidade e o desenvolvimento do conjunto de amostras para o treinamento da rede. E, por fim, na Seção 3.5 descreve o conjunto de regras pedagógicas que determinam as estratégias pedagógicas relacionadas a cada perfil, utilizando técnicas de aprendizagem de máquina.

### 3.1 Modelagem do *Emotion-P*

O *Emotion-P* baseia-se na hipótese de que as emoções interferem diretamente no processo de aprendizagem. Estudantes que estão em um estado emocional prejudicial ao aprendizado não conseguem assimilar, da melhor maneira possível, o conteúdo que é exposto. Assim, os aspectos emocionais do estudante devem ser considerados no processo de ensino e aprendizado da mesma forma que estilos de aprendizagem ou preferências do estudante. Com objetivo de modelar e validar computacionalmente as características emocionais e psicológicas referente ao perfil de personalidade, a Figura 7 mostra a arquitetura geral da modelagem afetiva do estudante desenvolvida nesta pesquisa visando oferecer ao estudante motivação durante o processo de aprendizagem com base nas suas características individuais.

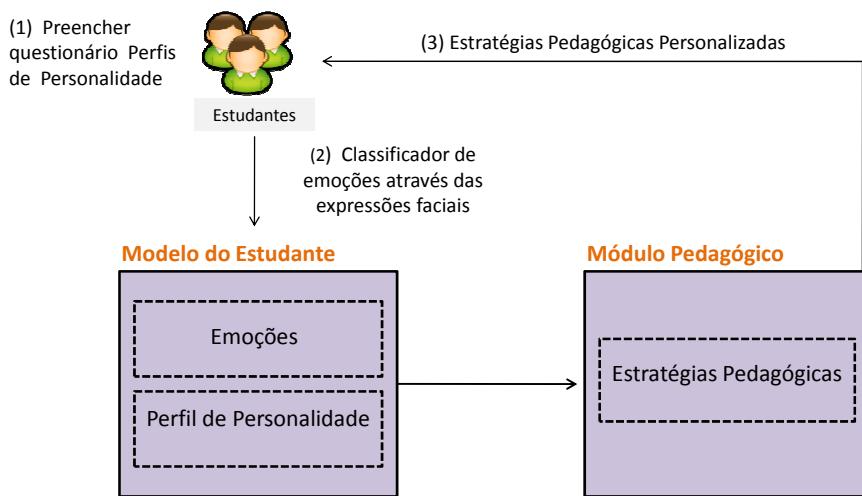


Figura 7 – Arquitetura geral do *Emotion-P*

Nesta modelagem, é considerada a emoção “alegria” como o estado emocional ideal para estimular as habilidades de aprendizagem de qualquer indivíduo. Segundo (CHABOT et al., 2005), se estudante permanecer no estado emocional que deriva da emoção “alegria” consequentemente ocorrerá o aprendizado. Assim, o Modelo do Estudante *Emotion-P*, de acordo com a Figura 7, é responsável pelo registro e determinação das características afetivas do estudante – emoções e perfis de personalidade – que irão compor o perfil afetivo do estudante.

Para a classificação dos perfis de personalidade, o estudante responderá um questionário de múltipla escolha uma única vez. As respostas serão utilizadas para classificar o estudante em um dos nove perfis existentes. É importante salientar que a teoria de perfis de personalidade, não apresenta de maneira automática a classificação de cada perfil de personalidade, dimensões, níveis e respectivas combinações. Dessa maneira, foi desenvolvido e validado neste trabalho um questionário, de acordo com as características

apontadas por (CHABOT et al., 2005), para a classificação do perfil de personalidade do estudante.

As emoções expressas pelo estudante serão observadas durante todo o processo de aprendizagem, identificando as emoções positivas e negativas. O reconhecimento automático das emoções é realizado por meio do módulo de classificação de emoções desenvolvido por (DANTAS A. et al., 2015). Neste módulo foram utilizadas as expressões faciais pois, segundo (AZCARATE et al., 2005), estas permitem maior acurácia na classificação das emoções quando comparados aos métodos de comportamento observável, visual e ritmo cardíaco em ambientes computacionais.

Através das informações contidas no ME, foi feita uma associação das emoções básicas com os conselhos ao educador expostos na teoria perfis de personalidade, tendo sido definidas regras pedagógicas para a personalização dos aspectos motivacionais do ambiente de aprendizagem. A partir dessas regras, utilizou-se técnica de aprendizagem de máquina (Árvore de Decisão) para identificar as estratégias pedagógicas ideais para cada perfil, sendo estas responsáveis por aproximar o estudante do estado emocional ótimo para aprendizagem levando em consideração as informações contidas em seu perfil de personalidade.

Assim, esta abordagem centra-se na execução de duas principais tarefas, o desenvolvimento do questionário para classificação automática dos perfis de personalidade e a determinação das estratégias pedagógicas para a personalização das estratégias pedagógicas aplicadas ao estudante de determinado perfil. Nas próximas seções é detalhada a metodologia utilizada para validação da abordagem proposta.

## 3.2 Questionário para identificação de perfis de personalidade

Na teoria Perfis de Personalidade, descrita na Seção 2.2, são apresentados os aspectos emocionais e motivacionais relacionados com a personalidade do estudante durante o processo de ensino e aprendizado. Para a classificação de cada um dos nove perfis de personalidade definidos, é necessário uma classificação dos níveis associados às três dimensões psicológicas dispostas abaixo:

Dimensão Busca da Novidade = { Alto, Médio, Baixo }

Dimensão Evitamento da Punição e Dor = { Alto, Médio, Baixo }

Dimensão Necessidade de Recompensa e Afeto = { Alto, Médio, Baixo }

Cada nível atribuído a determinada dimensão possibilita identificar características psicológicas do estudante com ênfase na aprendizagem. Há uma variedade de informações a serem observadas que caracteriza um nível em determinada dimensão. Após esta classificação dos três níveis possíveis em cada dimensão, a classificação final do perfil de personalidade é resultante do agrupamento dos níveis atribuídos às três dimensões psi-

cológicas. Por exemplo, a combinação dos níveis que resulta um estudante do tipo “O Temerário” tem os seguintes valores atribuídos a cada dimensão { Alto, Baixo, Baixo }.

Sendo assim, para efetuar a classificação das três possibilidades de níveis (Alto, Médio e Baixo) em cada uma das três dimensões (Busca da Novidade, Evitamento da Punição e Dor e Necessidade de Recompensa e Afeição) foi necessário a elaboração de um questionário responsável por armazenar e agrupar essas informações. Uma primeira etapa para a construção do questionário foi uma transformação fiel em questões das características apontadas por Chabot, cuja versão é apresentada na Tabela 5.

Tabela 5 – Primeira versão do questionário

DIMENSÕES	PERGUNTAS
Busca da Novidade (Alto)	1. Você tem necessidade de novas sensações e estímulos? 2. Você se arrisca fisicamente? 3. Você se arrisca em suas relações? 4. Você se considera uma pessoa impulsiva e desordenada? 5. Você se entendia facilmente com a rotina? 6. Você é uma pessoa entusiasmada e apaixonada? 7. Você se compromete rapidamente? 8. Você gosta de mudança e é uma pessoa curiosa? 9. Você é impulsivo e nervoso quando vê frustrados seus desejos? 10. Você é inconstante diante dos esforços e tem relações conturbadas?
Busca de Novidade (Nível Baixo)	1. Você é pouco curioso, entusiasta e rígido? 2. Você tolera bem a rotina e monotonia? 3. Você é uma pessoa reflexiva e bem organizada? 4. Você tem dificuldades para aceitar novas ideias ou novos métodos para fazer as coisas? 5. Você é paciente e tolera bem as frustrações? 6. Você é instável diante de mudanças? 7. Você é paciente? 8. Você é estável em suas relações e no trabalho?
Evitamento da Punição e da Dor (Nível Alto)	1. Você é prudente e nervoso e teme ao fracasso? 2. Você tolera mal as incertezas e situações poucos familiares? 3. Você é ansioso diante do desconhecido? 4. Você é pessimista? 5. Você se arrisca pouco? 6. Você é tímido e sem confiança em si mesmo? 7. Você evita desconhecidos? 8. Você precisa de sinais concretos de aceitação dos outros? 9. Você planeja tudo meticulosamente? 10. Você está sempre cansado?
Evitamento da Punição e Dor (Nível Baixo)	1. Você é uma pessoa despreocupada, tranquila e corajosa? 2. Você é otimista? 3. Você é ousada e extrovertida? 4. Você é confiante diante do perigo? 5. Você é imprudente? 6. Você é confiante mesmo diante da incerteza? 7. Você é uma pessoa dinâmica e eficiente?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Alto)	1. Você tem necessidade de aprovação? 2. Você tem necessidade de apoio e de recompensas? 3. Você é sensível? 4. Você procura contatos sociais e afetivos? 5. Você estabelece facilmente contatos amigáveis? 6. Você expressa facilmente suas emoções e sentimentos? 7. Você é empático e compreensivo? 8. Você é influenciável? 9. Você perde facilmente a objetividade?
Necessidade de Recompensa e Afeição (Nível Baixo)	1. Você se considera uma pessoa fria e indiferente? 2. Você é socialmente insensível? 3. Você se considera uma pessoa distante e solitária? 4. Você é pouco comunicativo? 5. Você tem pouca afinidade com os outros? 6. Você não busca agradar nem ser aceito? 7. É difícil comunicar-se contigo? 8. Você é egocêntrico?

A primeira versão do questionário foi composta por 52 questões. Ao observar a Tabela 5, note que, as afirmativas que representam os níveis “alto” e “baixo” das três dimensões podem extrair mais de uma informação em uma mesma pergunta. Por exemplo, considere a alternativa 5, do nível baixo da dimensão Busca de Novidade, onde um estudante pode ser considerado paciente, porém não tolera bem as frustrações. Com base nessas observações, essas perguntas foram reformuladas, separando os conectivos presentes em

cada afirmativa. Dessa maneira, uma segunda versão do questionário pode ser observada na Tabela 6.

Tabela 6 – Segunda versão do questionário

Dimensões	Perguntas
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 arrisca em suas relações? 5. Você se considera uma pessoa impulsiva 6. Você é desorganizado? 7. Você se entendia facilmente com a rotina? 8. Você é uma pessoa entusiasmada? 9. Você é uma pessoa apaixonada? 10. Você se compromete rapidamente? 11. Você gosta de mudanças? 12. Você se considera uma pessoa curiosa? 13. Você é nervoso quando vê frustrados seus desejos? 14. Você é inconstante diante dos esforços? 15. Você tem relações conturbadas?
Busca de Novidade (Nível Baixo)	1. Você é pouco curioso? 2. Você é pouco entusiasmado? 3. Você é uma pessoa reservada? 4. Você é uma pessoa rígida? 5. Você tolera com facilidade a monotonia? 6. Você é uma pessoa reflexiva? 7. Você é uma pessoa bem organizada? 8. Você tem dificuldades para aceitar novas ideias? 9. Você é lento para aceitar novos métodos de fazer as coisas? 10. Você tolera bem as frustrações? 11. Você é paciente? 12. Você é instável diante de mudanças? 13. Você é estável em suas relações? 14. Você é estável no trabalho?
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 uma pessoa que pouco se arrisca? 8. Você é tímido? 9. Você tem pouca confiança em si? 10. Você evita desconhecidos? 11. Você precisa de sinais concretos de aceitação dos outros? 12. Você se considera uma pessoa que está sempre cansada? 13. 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? 11. Você é eficiente?
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. Você se comunica pouco? 8. Você tem pouca afinidade com os outros? 9. Você não procura agradar os outros? 10. Você é uma pessoa egocêntrica? 11. Você tem pouca compaixão pelo outro?

A segunda versão do questionário apresentada na Tabela 6, contém 76 afirmativas de acordo com as características presentes na teoria de (CHABOT et al., 2005). No entanto,

ao separar as informações em cada afirmativa, como resultados experimentais da validação computacional, expostos no capítulo 5, tem-se uma baixa acurácia na classificação dos perfis de personalidade para integração em ambientes de aprendizagem. Assim, julgou-se necessário uma terceira revisão do questionário. Para esta versão, foram considerados os aspectos resumidos apontados por (CHABOT et al., 2005), bem como a separação das informações contidas em cada questão. A Tabela 7 exibe a terceira versão do questionário utilizada nessa pesquisa.

Tabela 7 – Terceira versão do questionário

Dimensões	Perguntas
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?

A terceira versão do questionário contém um total de 62 afirmativas utilizadas para extrair informações sobre os níveis “alto” e “baixo” em cada dimensão. Em todas as versões do questionário, as questões foram definidas levando em consideração as carac-

terísticas dos níveis “alto” e “baixo” das três dimensões psicológicas. Uma vez que, na teoria de perfil de personalidade não foram definidas características que representam o nível “médio” destes grupos.

Para validação computacional dos questionários, cada afirmativa receberá dois valores, sendo atribuído em um vetor de tamanho equivalente a quantidade de afirmativas que constitui o questionário, 0 para representar se o estudante não concorda com a afirmativa e 1 caso o estudante se identifica com a afirmativa. Além disso, o vetor foi dividido em 6 posições mantendo a ordem dos níveis “alto” e “baixo” de cada dimensão.

Com objetivo de representar o nível “médio”, primeiramente deve-se calcular a porcentagem dos valores 0’s e 1’s armazenados em cada tamanho da posição do vetor que representa os níveis em cada dimensão psicológica. Em seguida, verificar se há igualdade nos valores positivos armazenados nos dois níveis de cada dimensão. Se há igualdade, considera nível médio para esta dimensão, caso contrário, é considerado o nível que resulta um maior valor de respostas positivas em cada dimensão.

De acordo com essa arquitetura de armazenamento, a Figura 8 exibe um exemplo de respostas ao questionário, composto por 62 questões, bem como a divisão vetorial, que determina um estudante do tipo “O Temerário”.

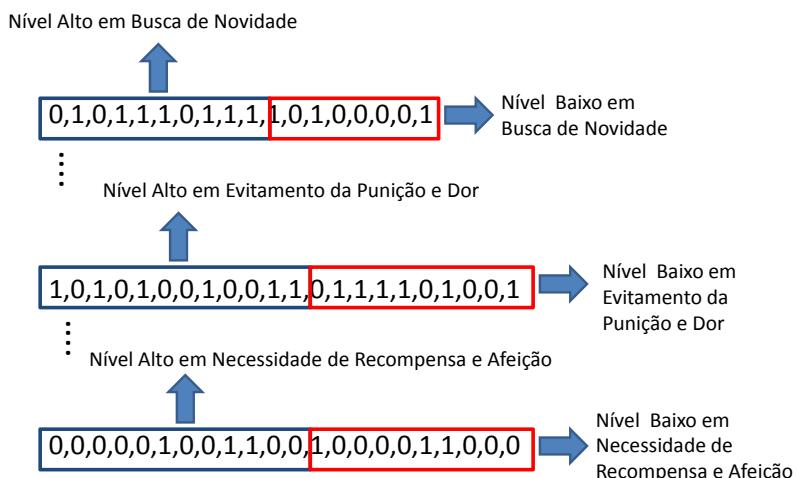


Figura 8 – Exemplo de amostra referente ao perfil Temerário

Observa-se na Figura 8 que o nível alto da dimensão Busca da Novidade tem tamanho  $|10|$ , sendo que cada posição corresponde a uma questão relativa a este nível desta dimensão. Já o nível baixo desta dimensão tem um tamanho  $|8|$ . Nesta amostra, as respostas positivas em cada nível desta dimensão foram um total de 7 respostas atribuídas ao nível alto e 3 respostas positivas ao nível baixo. Assim, o estudante é considerado nível alto na dimensão Busca de Novidade.

As outras duas dimensões têm o mesma divisão para seus respectivos níveis, sendo, nível alto para a dimensão Evitamento de Punição e Dor de tamanho  $|12|$ , nível baixo Evitamento de Punição e Dor  $|10|$ , nível alto Necessidade de Recompensa  $|12|$  e nível baixo

de Necessidade e Recompensa [10]. Ao observar as duas dimensões, percebe-se que, as afirmativas positivas tem tamanho 6 nos dois níveis da Dimensão Evitamento da Punição e Dor e 3 respostas positivas também nos dois níveis de Necessidade de Recompensa e Afeto.

Embora esta amostra tenha a mesma quantidade de respostas positivas, os tamanhos que representam cada nível são diferentes, o que classifica este agrupamento, devido a verificação do cálculo da porcentagem em cada dimensão, em nível baixo nestas duas dimensões. Assim, através do agrupamento dos respectivos níveis { Alto, Baixo, Baixo } nas três dimensões psicológicas, este vetor de característica representa uma possibilidade de respostas de um estudante classificado com o perfil “O Temerário”.

### **3.3 Conjunto de Treinamento**

Após a elaboração do questionário e a definição da arquitetura de armazenamento de cada resposta referente as três dimensões psicológicas, foi proposto desenvolver um algoritmo responsável por construir amostras aleatórias, que representam possibilidades de respostas ao questionário para cada perfil de personalidade. Sendo assim, para cada conjunto de treinamento e versão do questionário são considerados os seguintes passos para a execução do algoritmo:

1. Verificar o tamanho do vetor;
2. Dividir o vetor em seis tamanhos de acordo com cada grupo pré definido;
3. Atribuir em cada posição do vetor valores (0's e 1's ) aleatoriamente;
4. Para cada dimensão, calcular a porcentagem dos valores 0's e 1's atribuídos;
5. Comparar cada subdivisão do vetor que representa cada perfil de personalidade;
6. Atribuir na última posição do vetor o valor associado ao agrupamento que resulta em um determinado perfil de personalidade;

As amostras geradas por este algoritmo, possibilitou desenvolver três conjuntos de treinamento compostos por 1.000, 5.000 e 10.000 amostras aleatórias. As Tabelas 8, 9 e 10 mostram a quantidade de amostras desenvolvidas, para as três versões do questionário, referentes aos nove perfis de personalidade.

Por meio desses três conjuntos de treinamento, efetuou-se uma análise experimental a fim de determinar a quantidade necessária de exemplos oferecidos a Rede Neural Artificial que resultam em uma melhor precisão na classificação dos nove perfis de personalidade existentes.

Tabela 8 – Exemplos referentes a 52 questões

<b>Perfis</b>	<b>n = 1.000</b>	<b>n= 5.000</b>	<b>n = 10.000</b>
Temerário	152	713	1427
Teatral	96	441	880
Excessivo	148	699	1390
Astucioso	88	457	933
Meticuloso	138	740	1464
Afetivo	95	470	901
Dócil	81	432	902
Eremita	144	722	1438
Flexível	58	326	665

Tabela 9 – Exemplos referentes a 76 questões

	<b>n = 1.000</b>	<b>n= 5.000</b>	<b>n = 10.000</b>
Temerário	57	328	663
Teatral	129	649	1336
Excessivo	122	611	1248
Astucioso	143	680	1288
Meticuloso	76	425	861
Afetivo	135	690	1360
Dócil	180	896	1818
Eremita	67	316	573
Flexível	91	405	828

Tabela 10 – Exemplos referentes a 62 questões

	<b>n = 1.000</b>	<b>n= 5.000</b>	<b>n = 10.000</b>
Temerário	127	551	1116
Teatral	119	569	1095
Excessivo	122	555	1083
Astucioso	100	505	1057
Meticuloso	103	562	1113
Afetivo	115	555	1098
Dócil	107	554	1128
Eremita	106	550	1087
Flexível	117	599	1223

### 3.4 Classificação Perfis de Personalidade

A escolha da técnica de aprendizagem de máquina Redes Neurais Artificiais tipo MLP deve-se pelo fato de que, inicialmente, cada conjunto de treinamento exposto na seção 3.3, foi simulado no ambiente (WEKA, 2014). Para isto, utilizou-se três técnicas computacionais: Redes *Bayesianas*, Redes Neurais Artificiais tipo MLP e Redes Neurais com Função de Ativação de Base Radial. Dentre essas três técnicas, a RNA - MLP apresentou melhores resultados, comparados as outras duas técnicas supracitadas, para a classificação dos perfis de personalidade.

Além do desenvolvimento da RNA-MLP, foi proposto uma análise experimental, para cada versão do questionário, com diferentes arquiteturas definidas da seguinte maneira:

**Número de neurônios na camada de entrada:** Foi selecionado de acordo com cada entrada da RNA referente a cada versão do questionário. Dessa maneira, cada neurônio da camada de entrada corresponde a uma questão do questionário. Para a primeira versão do questionário a camada de entrada possui 52 neurônios, na segunda

versão tem-se 76 neurônios e, para a última versão a camada de entrada possui um total de 62 neurônios.

**Número de camadas ocultas:** O número de neurônios e camadas ocultas foram definidas empiricamente, após simulações com quatro configurações diferentes: (i) 1 camada oculta com 5 neurônios; (ii) 1 camada oculta com 20 neurônios; (iii) 2 camadas ocultas com 5 neurônios cada; (iv) 2 camadas ocultas com 20 neurônios cada. Através dos resultados obtidos, foram definidos o número de neurônios e camadas ocultas ótimos para o problema de classificação dos perfis de personalidade.

**Número de neurônios na camada de saída:** Neste trabalho, foram utilizados 9 neurônios na camada de saída, onde cada neurônio representa uma determinada classe (perfil de personalidade).

**Conjunto de treinamento (CT):** Conforme descrito por (BARBOSA, 2004), é complexo definir o número de amostras de treinamento em redes MLP. Entretanto, algumas heurísticas são sugeridas. Conforme (JAIN et al., 2000), o limite mínimo do número de exemplos no treinamento seria de 10 vezes o número de características vezes o número de classes. No entanto, para (SILVA et al., 1993) seria de 5 vezes o número de características vezes o número de classes. Com base nessas informações, foram utilizadas três conjuntos de amostras para o treinamento da rede, conforme definidos nas Tabelas 8, 9 e 10. Em cada CT separou-se 10 % do seu tamanho para teste da rede neural, uma vez que, o restante das amostras (90%) foram utilizadas para o treinamento da RNA.

Função de Ativação: Sigmoidal; Treinamento supervisionado com o algoritmo *Back-propagation*; Taxa de aprendizagem: 0.3; Número de épocas: 500 como critério de parada. Esses parâmetros foram utilizados constante para todas as simulações da rede neural.

A Figura Figura 9 mostra as quatro arquiteturas neurais utilizadas neste trabalho.

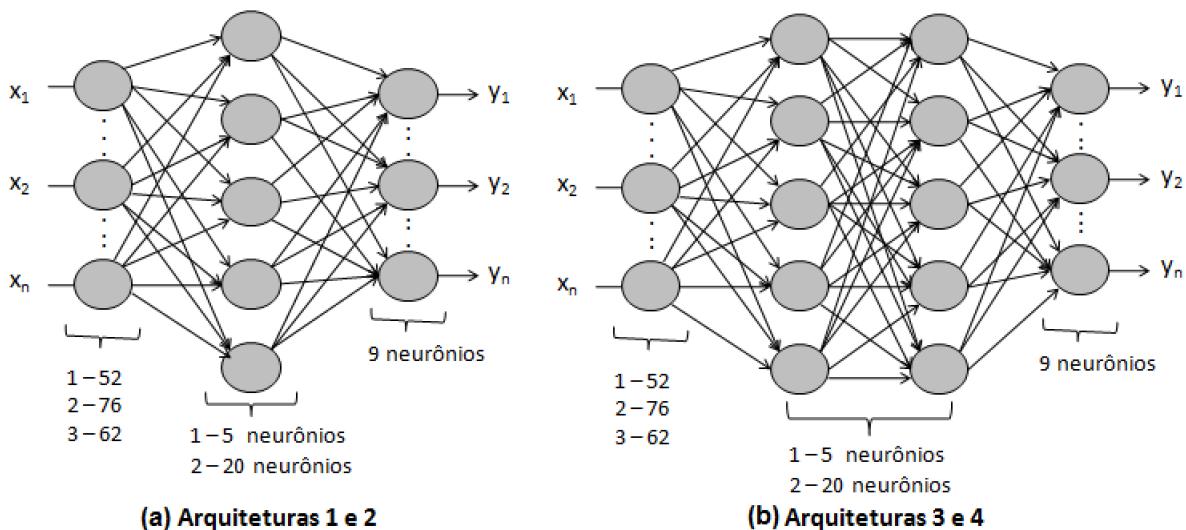


Figura 9 – Arquiteturas de RNA utilizadas para classificação perfis de personalidade

As arquiteturas (1) e (2), na Figura 9 (a), foram definidas com apenas uma camada oculta, tendo cinco e vinte neurônios, respectivamente. As arquiteturas (3) e (4), conforme

Figura 9 (b), continham duas camadas ocultas, tendo cada uma destas camadas cinco ou vinte neurônios, respectivamente.

## 3.5 Determinação das Estratégias Pedagógicas

Para a construção das estratégias pedagógicas foi feita uma associação das seis emoções básicas correlacionadas com os “conselhos ao educador” propostos por (CHABOT et al., 2005). Segundo (CHABOT et al., 2005) os 42 conselhos definidos de acordo com as características particulares de cada perfil de personalidade aproxima ou mantém o estudante de determinado perfil da emoção favorável à aprendizagem durante o processo de ensino-aprendizagem. Para esta associação considerou-se a dinâmica emocional de cada perfil apresentado na Seção 2.2. Assim, as heurísticas para a definição das estratégias pedagógicas de cada perfil, correlacionadas com as emoções básicas, são descritas a seguir.

### 1. Perfil Temerário

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(surpresa) \rightarrow CE3$$

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(medo) \rightarrow CE5$$

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(raiva) \rightarrow CE4$$

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(desgosto) \rightarrow CE6$$

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(tristeza) \rightarrow CE2$$

$$\text{perfil}(\text{Temerário}) \wedge \text{emoção}(alegria) \rightarrow CE1$$

Onde,

CE1. Estimular com novidades;

CE2. Utilizar o bom humor e as metáforas;

CE3. Encorajá-lo a ir em direções pouco ortodoxas

CE4. Evitar provocá-lo

CE5. Encorajá-lo em sua diferença e convidá-lo a fazer o mesmo com os outros;

CE6. Lançar-lhe desafios.

### 2. Perfil Teatral

$$\text{perfil}(\text{Teatral}) \wedge \text{emoção}(surpresa \vee medo) \rightarrow CE7$$

$$\text{perfil}(\text{Teatral}) \wedge \text{emoção}(raiva) \rightarrow CE8$$

$$\text{perfil}(\text{Teatral}) \wedge \text{emoção}(desgosto) \rightarrow CE9$$

$$\text{perfil}(\text{Teatral}) \wedge \text{emoção}(tristeza) \rightarrow CE10$$

$perfil(Teatral) \wedge emoção(alegria) \rightarrow CE11$

Onde,

CE7. Evitar ameaçá-lo pela punição;

CE8. Oferecer atenção apenas quando merecer;

CE9. Dar-lhe ocasião de valorizar-se;

CE10. Propor novas experiências;

CE11. Apelar a sua criatividade que é bem grande.

### 3. Perfil Excessivo

$perfil(Excessivo) \wedge emoção(surpresa \vee raiva) \rightarrow CE12$

$perfil(Excessivo) \wedge emoção(medo \vee alegria) \rightarrow CE13$

$perfil(Excessivo) \wedge emoção(desgosto) \rightarrow CE14$

$perfil(Excessivo) \wedge emoção(tristeza) \rightarrow CE15$

Onde,

CE12. Evitar pressioná-lo;

CE13. Ajudá-lo a distinguir os fatos suas interpretações e emoções;

CE14. Ajudá-lo a relativizar as coisas;

CE15. Estimulá-lo pela novidade e, ao mesmo tempo, oferecer segurança.

### 4. Perfil Astucioso

$perfil(Astucioso) \wedge emoção(surpresa \vee tristeza) \rightarrow CE16$

$perfil(Astucioso) \wedge emoção(medo \vee desgosto) \rightarrow CE17$

$perfil(Astucioso) \wedge emoção(raiva) \rightarrow CE18$

$perfil(Astucioso) \wedge emoção(alegria) \rightarrow CE19$

Onde,

CE16. Interrogá-lo sobre seus comportamentos e reações;

CE17. Convidá-lo expressar-se diretamente;

CE18. Abrir uma discussão com ele;

CE19. Evitar criticá-lo como faria um pai com lições de moral.

### 5. Perfil Meticuloso

$perfil(Meticuloso) \wedge emoção(surpresa) \rightarrow CE20$

$perfil(Meticuloso) \wedge emoção(medo) \rightarrow CE21$

$perfil(Meticuloso) \wedge emoção(raiva) \rightarrow CE22$

*perfil(Meticuloso)  $\wedge$  emoção(desgosto)  $\rightarrow$  CE23*

*perfil(Meticuloso)  $\wedge$  emoção(tristeza)  $\rightarrow$  CE24*

*perfil(Meticuloso)  $\wedge$  emoção(alegria)  $\rightarrow$  CE25 ou*

*perfil(Meticuloso)  $\wedge$  emoção(alegria)  $\rightarrow$  CE26*

Onde,

CE20. Assegurar-se de que entendeu o conteúdo;

CE21. Oferecer as informações que precisa;

CE22. Fazê-lo tomar consciência que deve assumir riscos;

CE23. Ajudá-lo, valorizando a qualidade daquilo que faz;

CE24. Convidá-lo a ousar a sair de sua zona de conforto;

CE25. Estabelecer limites;

CE26. Estimular sua confiança e sua criatividade.

## 6. Perfil Afetivo

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(surpresa)  $\rightarrow$  CE30*

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(medo)  $\rightarrow$  CE29*

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(raiva)  $\rightarrow$  CE31*

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(desgosto)  $\rightarrow$  CE32*

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(tristeza)  $\rightarrow$  CE28*

*perfil(Afetivo)  $\wedge$  emoção(alegria)  $\rightarrow$  CE27*

Onde,

CE27. Ter uma relação calorosa;

CE28. Fazê-lo sentir que é amado;

CE29. Fazê-lo sentir que tem valor aos seus olhos;

CE30. Ajudá-lo a ser reforçado no plano afetivo;

CE31. Ajudá-lo a tomar distância afetiva de suas relações;

CE32. Ajudá-lo a refocalizar sua energia onde necessário.

## 7. Perfil Dócil

*perfil(Dócil)  $\wedge$  emoção(surpresa)  $\rightarrow$  CE37*

*perfil(Dócil)  $\wedge$  emoção(medo)  $\rightarrow$  CE36*

*perfil(Dócil)  $\wedge$  emoção(raiva)  $\rightarrow$  CE33*

*perfil(Dócil)  $\wedge$  emoção(desgosto  $\vee$  tristeza)  $\rightarrow$  CE35*

$perfil(Dócil) \wedge emoção(alegria) \rightarrow CE34$

Onde,

- CE33. Abordá-lo de modo caloroso;
- CE34. Expressar claramente o que se espera dele;
- CE35. Ajudá-lo a afirmar-se e a dar sua opinião;
- CE36. Ajudá-lo a assumir riscos;
- CE37. Ajudá-lo a tomar iniciativas.

## 8. Perfil Eremita

$perfil(Eremita) \wedge emoção(surpresa \vee tristeza) \rightarrow CE38$

$perfil(Eremita) \wedge emoção(desgosto \vee medo \vee raiva) \rightarrow CE39$

$perfil(Eremita) \wedge emoção(alegria) \rightarrow CE40$

Onde,

- CE38. Perguntar quais são seus interesses no intuito de saber em que o professor poderá ajudá-lo;
- CE39. Abordá-lo por meio de seus interesses;
- CE40. Propor-lhe atividades rotineiras.

## 9. Perfil Flexível

$perfil(Flexível) \wedge emoção(alegria) \rightarrow CE41$

$perfil(Flexível) \wedge emoção(\neq alegria) \rightarrow CE42$

Onde,

- CE41. Confiar nele;
- CE42. Variar e testar os ângulos à partir dos quais abordá-lo (novidade, punição, reforço).

A validação computacional desta etapa, foi proposto a utilização do algoritmo *Best-First Tree* para determinar as regras de classificação supracitadas e, através da árvore de decisão predizer as regras pedagógicas para cada perfil. Por meio desta modelagem afetiva do estudante, que consiste na utilização da teoria afetiva e técnicas de aprendizagem de máquina, efetua-se a validação computacional da teoria de perfis de personalidade e a aplicação da pedagogia emocional definidas por (CHABOT et al., 2005). Dessa maneira, se é detectada uma emoção prejudicial ao aprendizado o estudante receberá estímulos adequados as suas características individuais que, de acordo com (CHABOT et al., 2005), o aproximarão do estado emocional ótimo para a aprendizagem.

Na próxima seção, são apresentados os resultados da validação computacional desenvolvida através das técnicas de aprendizagem de máquina utilizadas para a classificação dos perfis de personalidade e a determinação das estratégias pedagógicas.



# CAPÍTULO 4

## Experimentos e Análise dos Resultados

Este capítulo apresenta os resultados experimentais obtidos com o desenvolvimento desta pesquisa. Na seção 4.1 estão os resultados referentes a validação computacional para a classificação dos nove perfis de personalidade, bem como os resultados obtidos utilizando três conjuntos de treinamento que foram simulados com diferentes arquiteturas de RNA. A Seção 4.6 apresenta a determinação das estratégias pedagógicas relativas a cada perfil de personalidade, a partir de uma árvore de decisão.

### 4.1 Classificação Perfis de Personalidade

Considerando as hipóteses de pesquisa apresentadas na Seção 1.3 e a modelagem afetiva do estudante utilizando teoria de perfis de personalidade, proposta no Capítulo 3 tem se que, através das técnicas de Inteligência Artificial será possível classificar automaticamente os nove perfis de personalidade e, além disso, identificar as recomendações pedagógicas adequadas a cada perfil.

Para validação dessa hipótese, primeiramente, elaborou-se um questionário responsável por extrair aspectos psicológicos que representam cada nível e dimensão. Para cada versão do questionário (Seção 3), foram considerados os aspectos definidos por (CHABOT et al., 2005) resultando em três modelos do questionário, **Q1** com 52 afirmativas, **Q2** com 76 e **Q3** com 62 afirmativas. A seguir são apresentados os resultados experimentais obtidos sobre três conjuntos de treinamento constituídos por 1.000, 5.000 e 10.000 exemplos gerados conforme estratégia de armazenamento e seleção de características expostas na Seção 3.1.

### 4.2 Primeira Versão do Questionário

Nesta versão do questionário as 52 questões foram elaboradas fielmente aos pontos observados por (CHABOT et al., 2005) em cada nível das três dimensões. Um exemplo de afirmativa presente nesta versão do questionário é: 1: *Você se considera uma pes-*

*soa impulsiva e desordenada?*. Este questionário foi validado computacionalmente e, os resultados foram obtidos por quatro arquiteturas de rede neural.

#### 4.2.1 Primeira Simulação

Esta simulação foi realizada a partir de um vetor de tamanho 52. Os resultados abaixo foram encontrados utilizando 1.000 amostras aleatórias para treinamento da rede neural. A Figura 10 exibe os resultados de classificação dos perfis de personalidade utilizando uma arquitetura neural definida por 1 camada de entrada com 52 neurônios, 1 camada oculta composta por 5 neurônios e 9 neurônios na camada de saída.

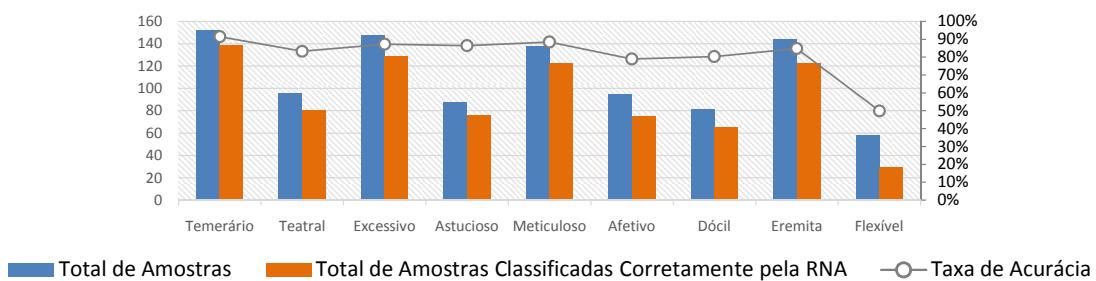


Figura 10 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Através da Figura 10, observa-se que, para a primeira simulação computacional a RNA desenvolvida mostrou uma acurácia aceitável para a classificação do perfil Temerário(91.45%). No entanto, os perfis Teatral, Excessivo, Astucioso, Meticuloso, Afetivo, Dócil, Eremita e Flexível obtiveram 83.33%, 87.16%, 86.36%, 88.41%, 78.95%, 80.25%, 84.72% e 50.00%, respectivamente de acerto. Assim, nesta simulação tem-se 83.70 % de classificação geral para os perfis de personalidade.

A Figura 11 exibe os resultados obtidos pela arquitetura composta por 1 camada oculta com 20 neurônios.

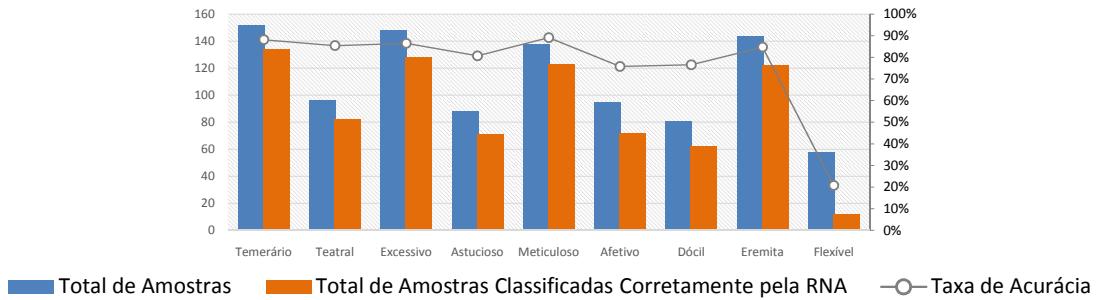


Figura 11 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Ao aumentar para 20 o número de neurônios em uma camada oculta da Rede Neural, observar-se na Figura 11 que o perfil Flexível, que é considerado nível médio em todas as três dimensões, diminuiu bastante sua taxa de acurácia (20.69%) comparada a primeira

configuração. Além disso, note que, para os perfis Temerário, Excessivo, Astucioso, Afetivo, Dócil também houve uma menor precisão na classificação, tais como 88.16%, 86.49%, 80.68%, 75.79%, 76.54%, respectivamente. No entanto, os perfis Excessivo e Astucioso tiveram aumento na sua classificação. O perfil Eremita obteve o mesma taxa de precisão (84.72%) da arquitetura anterior.

A Figura 12 exibe o resultado da classificação dos perfis de personalidade inserindo mais uma camada oculta composta por 5 neurônios cada.

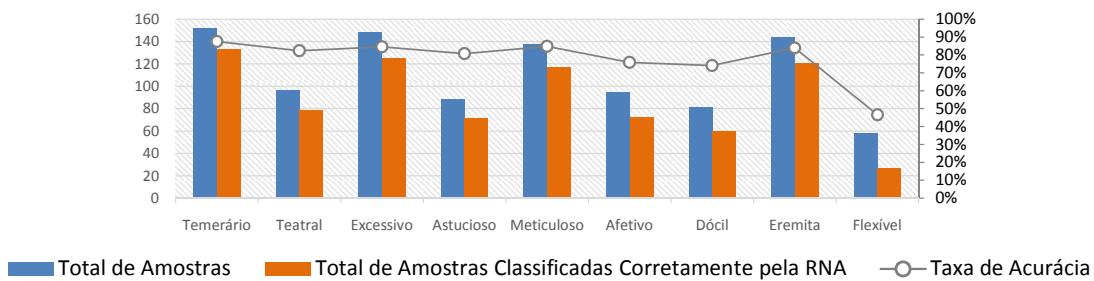


Figura 12 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Nesta arquitetura, o aumento da classificação dos perfis de personalidade não foi considerado significativo comparado com as simulações anteriores. Exceto, para o perfil Flexível que obteve uma melhor precisão (46.55%) comparada com a arquitetura composta por 1 camada oculta com 20 neurônios e, uma precisão inferior comparada a arquitetura composta por 1 camada oculta e 5 neurônios.

Os resultados da classificação para um RNA composta por 2 camadas ocultas com 20 neurônios em cada são exibidos na Figura 13.

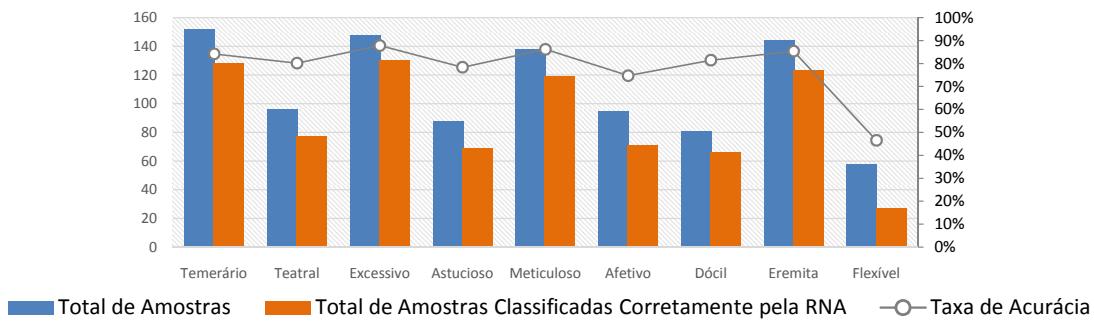


Figura 13 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Ao comparar este resultado de classificação com as Figuras 10, 11 e 12, note que, o aumento do número de neurônios em cada camada oculta também não aumentou o resultado da classificação automática dos perfis de personalidade de maneira significativa. Além disso, o perfil Flexível permaneceu com a mesma taxa de acurácia (46.55%) da configuração composta por 2 camadas ocultas com 5 neurônios.

A Tabela 11 exibe uma análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade obtidos sobre as quatro arquiteturas utilizando 1.000 exemplos para treinamento da rede neural.

Tabela 11 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	95	78.95%	75.79%	75.79%	74.74%
<b>Astucioso</b>	88	86.36%	80.68%	80.68	78.41%
<b>Dócil</b>	81	80.25%	76.54%	74.07%	81.48%
<b>Eremita</b>	144	84.72%	84.72%	84.03%	85.42%
<b>Excesivo</b>	148	87.16%	86.49%	84.46%	87.84%
<b>Flexível</b>	58	50%	20.69%	46.55%	46.55%
<b>Meticuloso</b>	138	88.41%	89.13%	84.78%	86.23%
<b>Teatral</b>	96	83.33%	85.42%	82.29%	80.21%
<b>Temerário</b>	152	91.45%	88.16%	87.50%	84.21%
<b>Total</b>	<b>1.000</b>	<b>83.70%</b>	<b>80.60%</b>	<b>80.50%</b>	<b>81%</b>
	<i>Média</i>	81.181	76.40	77.79	78.34
	<i>Mínimo</i>	50	20.69	46.55	46.55
	<i>Máximo</i>	91.45	89.13	87.50	87.84
	<i>Desvio Padrão</i>	12.326	21.433	12.494	12.619

Ao observar a Tabela 11, é possível verificar a quantidade de amostras utilizadas para o treinamento de cada perfil. Dentre as quatro arquiteturas utilizadas, a arquitetura definida por 1 camada oculta composta por 5 neurônios na camada intermediária resultou uma melhor classificação para o perfil “Flexível” (50%). Ao aumentar o número de neurônios para 20 na camada intermediária houve um pior resultado de classificação para este perfil, diminuindo em (20%) a taxa de precisão. Além disso, note que, apenas o perfil Temerário obteve uma taxa de acurácia acima de 90%.

Neste primeiro experimento, conclui-se a possibilidade da classificação dos nove perfis de personalidade em ambientes computacionais. No entanto, os resultados obtidos através dos experimentos realizados com conjunto de treinamento composto por 1.000 amostras não foram considerados precisos para serem incorporados em um ambiente de aprendizagem.

#### 4.2.2 Segunda Simulação

Com intuito de verificar o melhor conjunto de treinamento fornecido a Rede Neural, aumentou-se o número de exemplos do conjunto de treinamento para 5.000 amostras aleatórias divididas entre os nove perfis de personalidade. Em seguida, foram feitas simulações com as mesmas arquiteturas utilizadas anteriormente para analisar o comportamento da técnica de aprendizagem. A Figura 14 exibe os resultados da classificação para a configuração definida por 1 camada oculta com 5 neurônios.

Ao observar a Figura 14, note um aumento significativo na classificação dos perfis de personalidade, inclusive para o perfil Flexível que resultou em uma taxa de 85.58% de

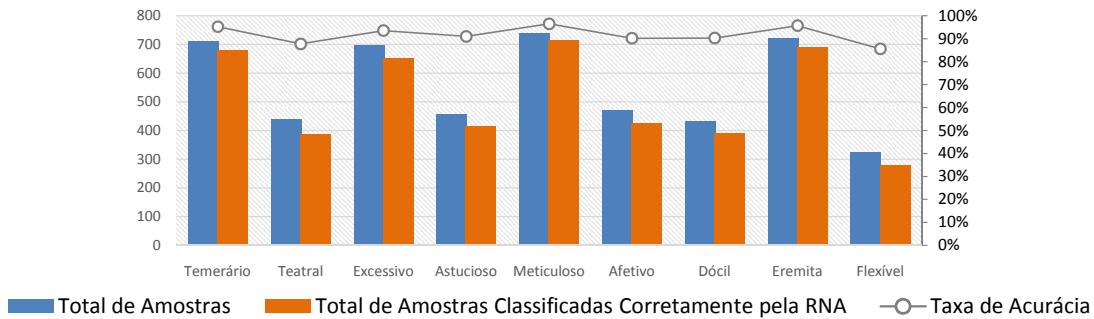


Figura 14 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

acerto. O perfil Teatral obteve uma precisão próxima ao perfil Flexível, mesmo dispondendo de um maior número de exemplos relacionados a este perfil comparados aos perfis Flexível e Dócil. Os perfis Afetivo, Astucioso, Dócil, Excessivo alcançaram mais de 90% de exatidão. Porém, apenas os perfis Eremita, Meticuloso e Temerário atingiram uma acurácia superior a 95% de precisão.

A Figura 15 exibe o resultado para a classificação da configuração neural composta por 1 camada oculta com 20 neurônios.

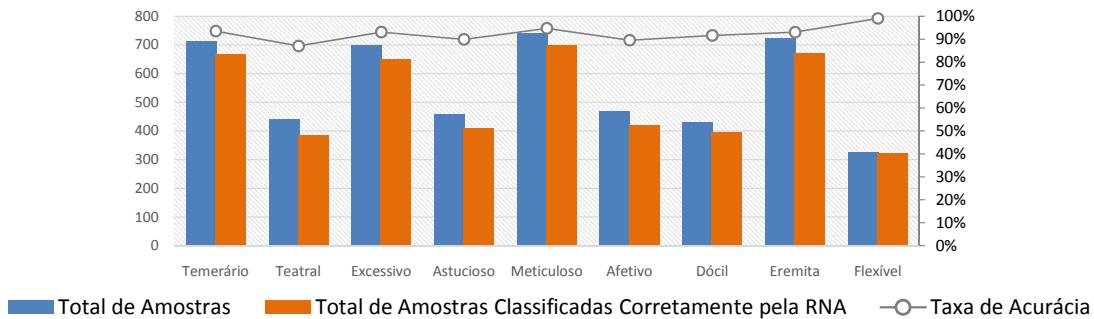


Figura 15 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Ao observar a Figura 15 o perfil Flexível – que até então estava com uma taxa de classificação inferior – atingiu uma precisão de 99% acerto. Porém os perfis Afetivo, Astucioso, Teatral reduziram suas taxas de acerto comparados com a simulação da rede neural anterior. Os perfis Eremita, Dócil, Excessivo, Meticuloso também sofreram diminuição em sua classificação, porém com uma precisão superior a 91% de acerto.

Com este número de amostras, ao aumentar o número de camadas intermediárias (5 e 20 neurônios) não houve um aumento significativo na classificação, como pode ser observado nas Figuras 16 e 17, comparados com a arquitetura definida por 1 camada oculta com 20 neurônios. Verifica-se também que manteve praticamente a mesma taxa de classificação para todos os perfis, com exceção do perfil Flexível.

Nestas simulações, o Perfil Flexível teve uma redução na acurácia com a configuração 2 camadas ocultas com 5 neurônios, porém ao aumentar o número de neurônios para 20

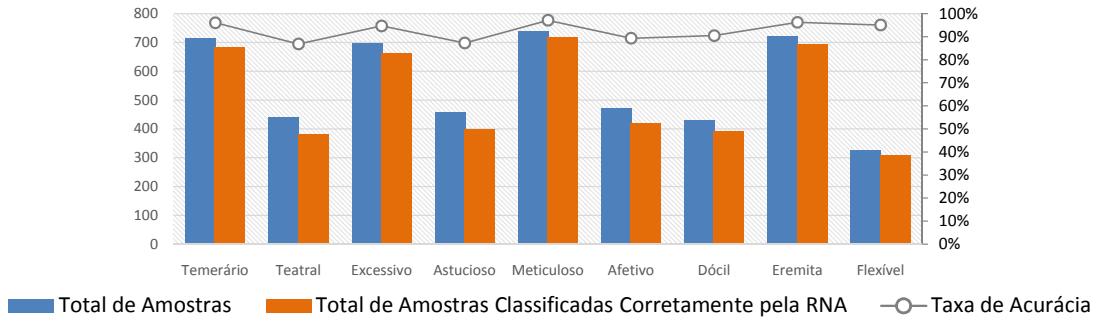


Figura 16 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

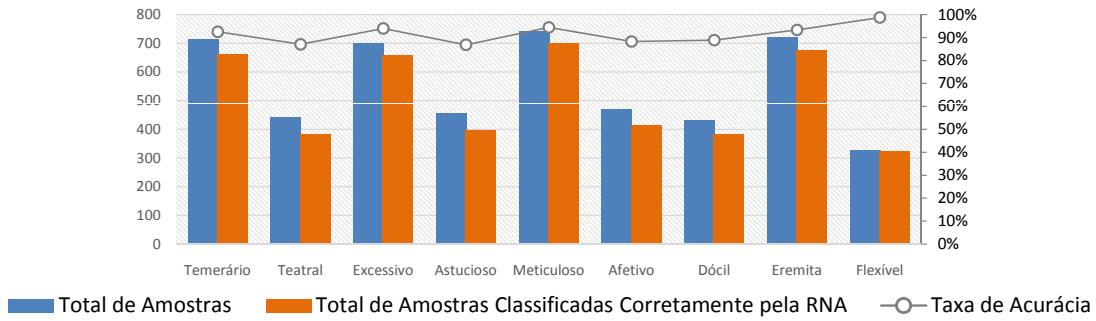


Figura 17 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

em cada uma das camadas intermediárias, note que, houve aumento significativo em sua classificação.

A Tabela 12 descreve detalhadamente os resultados experimentais obtidos em cada simulação.

Tabela 12 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas e 5.000 amostras para treinamento

Perfis	n	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	470	90.21%	89.57%	89.36%	88.30%
<b>Astucioso</b>	457	91.03%	89.93%	87.31%	86.87%
<b>Dócil</b>	432	90.28%	91.67%	90.51%	88.89%
<b>Eremita</b>	722	95.71%	93.07%	96.26%	93.35%
<b>Excesivo</b>	699	93.56%	93.13%	94.71%	93.99%
<b>Flexível</b>	326	85.58%	99.08%	95.09%	98.77%
<b>Meticuloso</b>	740	96.49%	94.73%	97.16%	94.46%
<b>Teatral</b>	441	87.76%	87.07%	86.85%	87.07%
<b>Temerário</b>	713	95.23%	93.55	97.07%	92.57%
<b>Total</b>	<b>5.000</b>	<b>92.68%</b>	<b>92.52%</b>	<b>93.28%</b>	<b>91.84%</b>
	<i>Média</i>	91.76	92.42	92.59	91.58
	<i>Mínimo</i>	85.58	87.07	86.85	86.87
	<i>Máximo</i>	96.49	99.08	97.16	98.77
	<i>Desvio Padrão</i>	3.751	3.453	4.074	4.037

Ao observar os detalhes de classificação geral expostos na Tabela 12, percebe-se que, para todas as configurações da rede neural obtiveram uma precisão geral superior a 90%

para a classificação dos nove perfis de personalidade. No entanto, ao analisar cada um dos perfis, os perfis Afetivo, Astucioso e Teatral alcançaram uma precisão inferior a 90%, sendo o perfil “Teatral” com resultados inferior a 88% em todas as simulações.

Através destas simulações, ao informar novos valores a rede neural, tem-se uma precisão geral de acerto de 93.28% através da arquitetura composta por 2 camadas ocultas com 5 neurônios cada. Porém, a arquitetura definida por 1 camada oculta com 20 neurônios tem um menor desvio padrão.

#### 4.2.3 Terceira Simulação

Com a finalidade de aumentar a precisão para todos os perfis de personalidade e manter a precisão obtida para o perfil “Flexível”, foram feitas simulações com um conjunto de treinamento composto por 10.000 exemplos. As Figuras 18, 19, 20 e 21 apresentam os resultados da classificação dos Perfis de Personalidade utilizando as arquiteturas compostas por 1 camada oculta com 2 neurônios, 1 camada oculta com 20 neurônios e 2 camadas ocultas com 5 neurônios, 2 camadas ocultas com 20 neurônios, respectivamente.

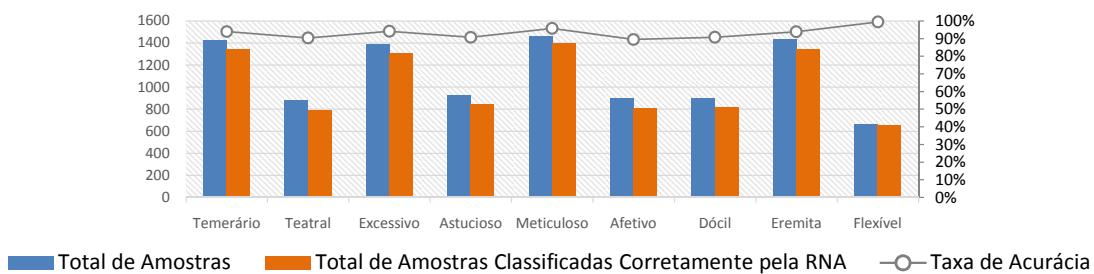


Figura 18 – Configuração 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

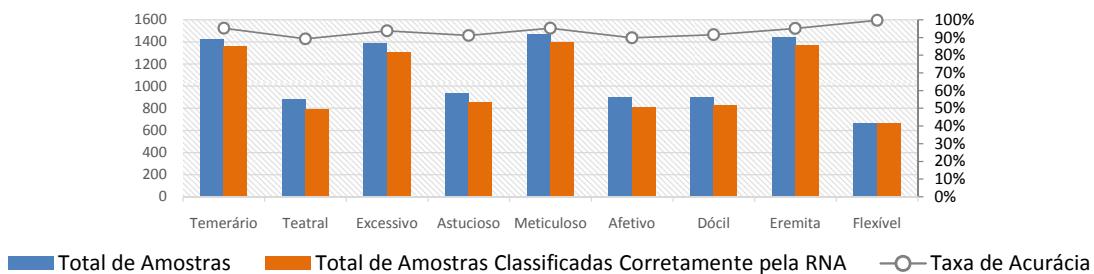


Figura 19 – Configuração 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

Note que, os resultados da classificação permaneceram na média de 90% de precisão. Contudo, a arquitetura definida por 2 camadas ocultas com 5 neurônios resultou-se com baixa precisão para o perfil “Flexível” comparados com a acurácia obtida nas simulações anteriores. Ao considerar uma rede com 1 camada oculta com 5 neurônios, o perfil flexível obteve 100% de acurácia. As arquiteturas definidas com 1 camada oculta atingiram maior precisão com relação as arquiteturas com mais de uma camada escondida. Porém, mesmo

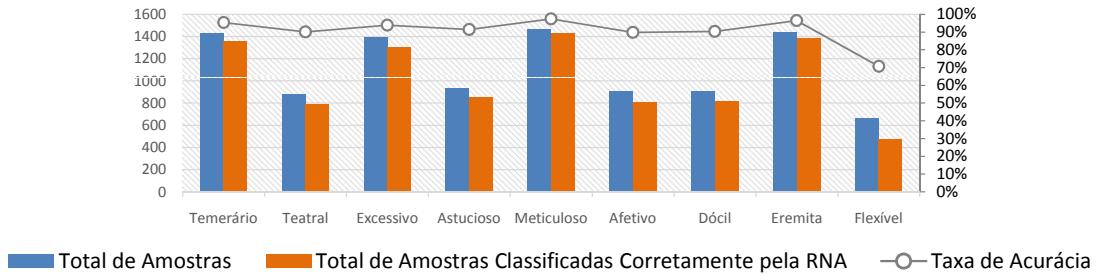


Figura 20 – Configuração 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

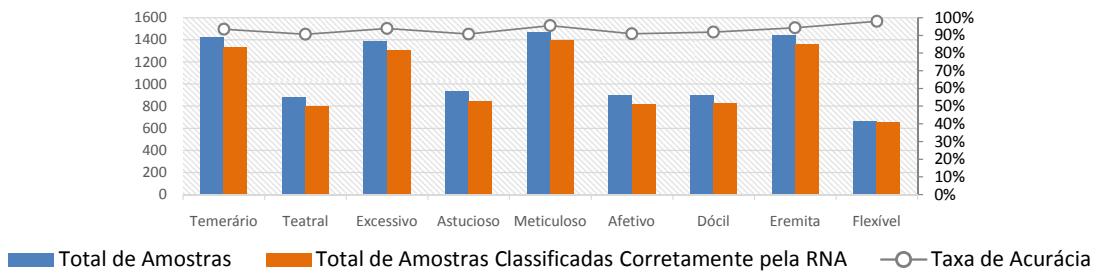


Figura 21 – Configuração 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q1.

a arquitetura de 1 camada oculta com 20 neurônios possuir um menor desvio padrão, ao observar cada classificação, a arquitetura definida com 1 camada oculta composta por 5 neurônios obteve uma taxa de acerto de aproximadamente 90% para cada um dos nove perfis. Os resultados detalhados podem ser observados na Tabela 13.

Tabela 13 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 52 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento

Perfis	n	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	809	89.79%	84.57%	89.79%	88.68%
<b>Astucioso</b>	933	91%	90.78%	91.43%	91%
<b>Dócil</b>	902	91.80%	90.69%	90.35%	90.02%
<b>Eremita</b>	1438	95.55%	93.81%	96.38%	92.98%
<b>Excesivo</b>	1390	95.11%	94.10%	93.88%	93.38%
<b>Flexível</b>	665	100%	99.40%	70.68%	98.80%
<b>Meticuloso</b>	1464	97.20%	95.77%	97.40%	94.67%
<b>Teatral</b>	880	90.45%	90.34%	90%	89.32%
<b>Temerário</b>	1427	95.59%	94.04%	95.30%	93.13%
<b>Total</b>	<b>10.000</b>	<b>94.30%</b>	<b>93.29%</b>	<b>92.16%</b>	<b>92.53%</b>
<hr/>					
<i>Média</i>					
94.05					
<i>Mínimo</i>					
89.79					
<i>Máximo</i>					
100					
<i>Desvio Padrão</i>					
3.473					
<hr/>					

Através dessas simulações, percebe-se que a base de treinamento que fornece uma melhor taxa de precisão para o problema exposto deverá ser composta por 10.000 exemplos e, a precisão de 94,30% é obtida através de uma rede neural composta por 52 neurônios na camada de entrada, uma única camada oculta com 5 neurônios e, 9 neurônios na

camada de saída. No entanto, ao observar as questões do inventário, julgou-se necessário a necessidade de uma segunda versão deste questionário.

## 4.3 Segunda Versão do Questionário

A segunda versão do questionário foi desenvolvida devido a presença de conectivos como “e” e “ou” nas afirmativas. Onde, foi constatado durante a aplicação da primeira versão do questionário que um indivíduo pode ser considerado impulsivo e, não ser necessariamente desorganizado, conforme uma característica presente na teoria utilizada de um indivíduo que representa nível “alto” na dimensão Busca de Novidade. Dessa maneira, separou-se as afirmativas que possuíam ligação e disjunção com características distintas. Desse modo, houve um aumento na quantidade de perguntas do questionário, no qual nesta versão revisada o questionário contém 76 questões.

Assim, foram gerados valores aleatórios de amostras (1.000, 5.000 e 10.000) referentes ao aumento do tamanho do vetor. Em seguida, efetuou-se a validação computacional deste questionário com a mesma quantidade de conjunto de treinamento, bem como as mesmas arquiteturas definidas da Rede Neural. Para isto, a camada de entrada da rede neural é composta por 76 neurônios, para verificar a classificação dos perfis de personalidade e efetuar uma análise experimental foram consideradas as mesmas arquiteturas de rede neural. E, 9 neurônios na camada de saída. A seguir são descritos os resultados experimentais.

### 4.3.1 Primeira Simulação

No sentido de avaliar as simulações sobre diferentes arquiteturas estabelecidas. As Figuras 22, 23, 24 e 25 exibem os resultados experimentais obtidos por quatro arquiteturas de rede neural utilizando um conjunto de treinamento composto por 1.000 amostras distribuídas entre os nove perfis de personalidade.

Na Figura 22 são apresentados os resultados da classificação dos nove perfis de personalidade obtidos sobre uma arquitetura neural composta por 1 camada oculta e 5 neurônios.

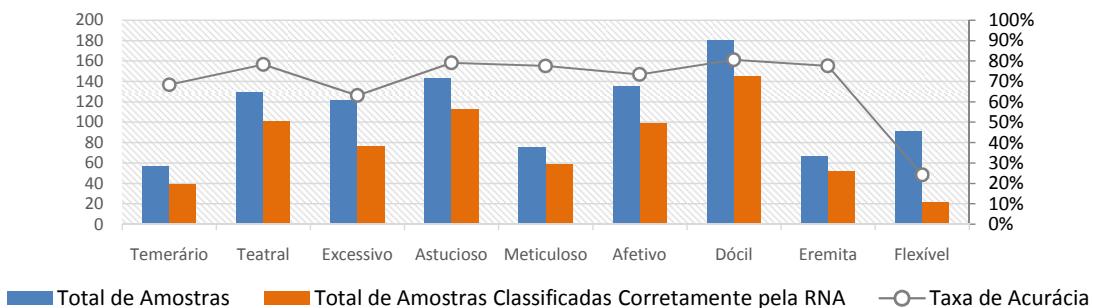


Figura 22 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Note que, ao reformular as questões a precisão computacional para a classificação dos níveis e dimensões obtidos através de 1.000 exemplos fornecidos à rede neural foi bastante reduzido para todos os perfis. Como resultado geral, tem-se uma precisão de 70% de acurácia.

A Figura abaixo exibe o resultado da classificação com 1 camada oculta composta por 20 neurônios.

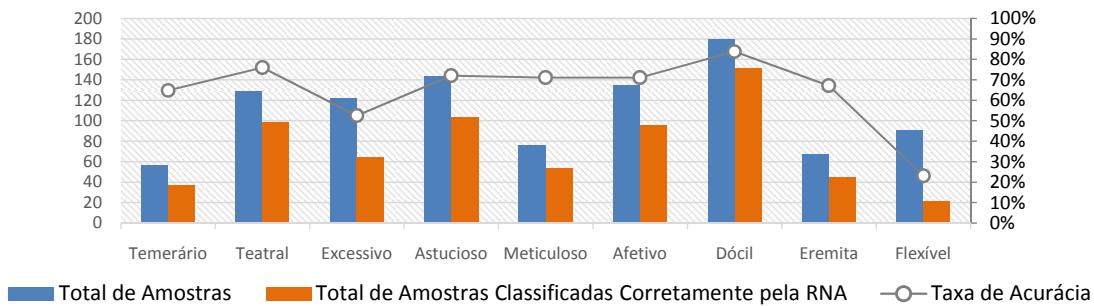


Figura 23 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Assim como na Figura 22, nesta configuração a taxa de classificação também ficou bastante reduzida, com uma precisão geral de 64.91% de acerto. Apenas o perfil eremita obteve um aumento em sua classificação (83.89%) comparado com os resultados da arquitetura anterior.

Ao aumentar o número de camadas intermediárias na rede neural para 2 camadas ocultas com 5 neurônios, têm-se um pior resultado tanto na precisão geral (57.90%) e, principalmente a classificação do perfil Flexível (13.19%) conforme pode ser visto na Figura 24.

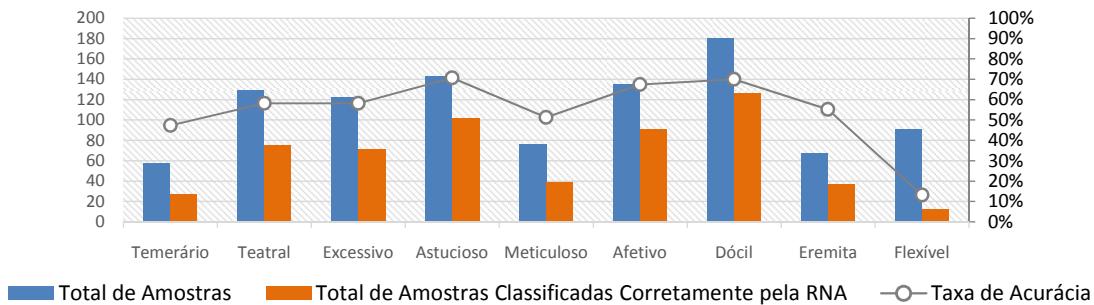


Figura 24 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

A Figura 25 exibe os resultados obtidos com a configuração de 2 camadas ocultas com 20 neurônios cada. Nesta configuração tem-se um aumento na classificação dos perfis Meticuloso, Temerário e Flexível, no entanto, em uma classificação geral dos perfis de personalidade não são considerados de maneira significativa.

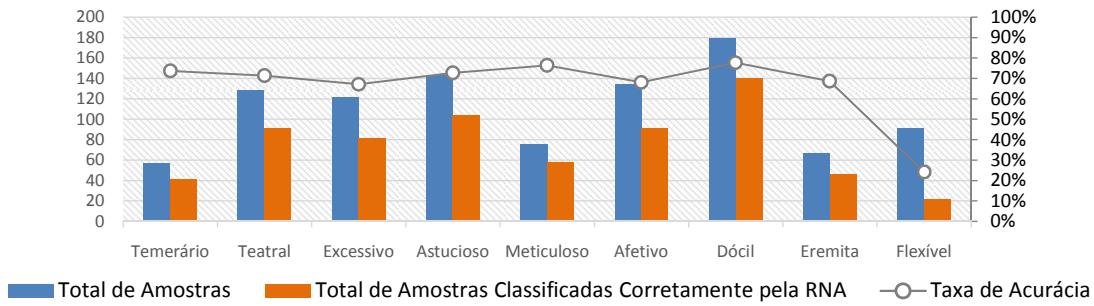


Figura 25 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Um detalhamento sobre a classificação de todos os perfis de personalidade em cada arquitetura neural utilizada pode ser visto na Tabela 14.

Tabela 14 – Análise comparativa da classificação dos perfis de personalidade através de 76 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento

Perfis	n	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	135	73.33%	71.11%	67.41%	68.15%
<b>Astucioso</b>	143	79.02%	72.03%	70.63%	72.73%
<b>Dócil</b>	180	80.56%	83.89%	70%	77.78%
<b>Eremita</b>	67	77.61%	67.16%	55.22%	68.68%
<b>Excessivo</b>	122	63.11%	52.46%	58.20%	67.21%
<b>Flexível</b>	91	24.18%	23.08%	13.19%	24.18%
<b>Meticuloso</b>	76	77.63%	71.05%	51.32%	76.32%
<b>Teatral</b>	129	78.29%	75.97%	58.14%	71.32%
<b>Temerário</b>	57	68.42%	64.91%	47.37%	73.68%
<b>Total</b>	<b>1.000</b>	<b>70.70%</b>	<b>64.91%</b>	<b>57.90%</b>	<b>67.80%</b>
<i>Média</i>					
<i>Mínimo</i>					
<i>Máximo</i>					
<i>Desvio Padrão</i>					

Ao observar a Tabela 14, note que, a classificação geral dos perfis foi de 70.70%, 64.91%, 57,90% e 67,90% para as configurações de 1 camada oculta com 5 neurônios, 1 camada oculta com 20 neurônios, 2 camadas ocultas por 5 neurônios, 2 camadas ocultas com 20 neurônios, respectivamente. Ao analisar a classificação para cada perfil, nota-se a pior classificação para o perfil “Flexível” em todas as arquiteturas simuladas.

Dentre as arquiteturas simuladas, apenas o perfil Dócil obteve maior precisão em todas as simulações, porém atingiu uma acurácia máxima de 83.89% de acerto na arquitetura composta por 1 camada oculta com 20 neurônios. Considerando esses resultados, a pior classificação tanto na classificação geral 57,90% quanto na classificação do perfil “Flexível” 13,19% foram obtidos através da configuração definida por 2 camadas ocultas com 5 neurônios.

Considerando o desvio padrão a arquitetura que resultou em uma melhor precisão (67.80%) foi definida por 2 camadas ocultas composta por 20 neurônios cada. Almejando melhorar a classificação desta versão do questionário, desenvolveu-se um conjunto de trei-

namento composto por 5.000 amostras aleatórias para em seguida efetuar o treinamento da rede neural. Os resultados experimentais são descritos a seguir.

### 4.3.2 Segunda Simulação

Nesta simulação, cada arquitetura neural foi treinada com 5.000 amostras aleatórias referente ao questionário foi composto por 76 afirmativas. A Figura 26 exibe o resultado da classificação dos perfis de personalidade através da rede neural composta por 1 camada oculta com 5 neurônios cada.

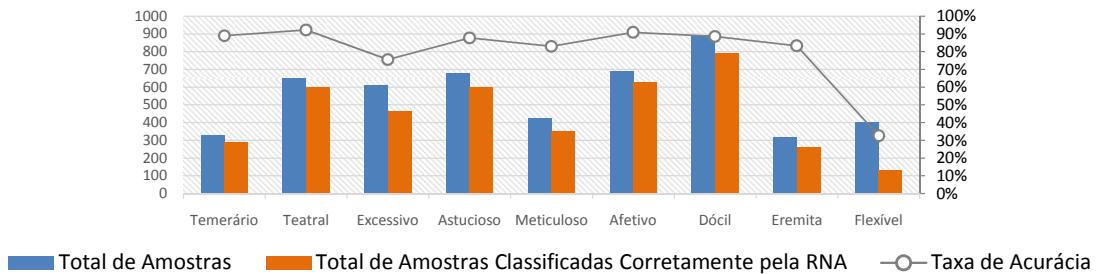


Figura 26 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Ao observar os resultados expostos na Figura 26, note que, apenas os perfis Afetivo e Teatral obtiveram uma precisão igual ou superior a 90% de acerto. Os demais perfis, com exceção do perfil Flexível, resultaram em média 83% de acurácia.

A Figura 27 apresenta os resultados com a inserção de 20 neurônios na camada oculta.

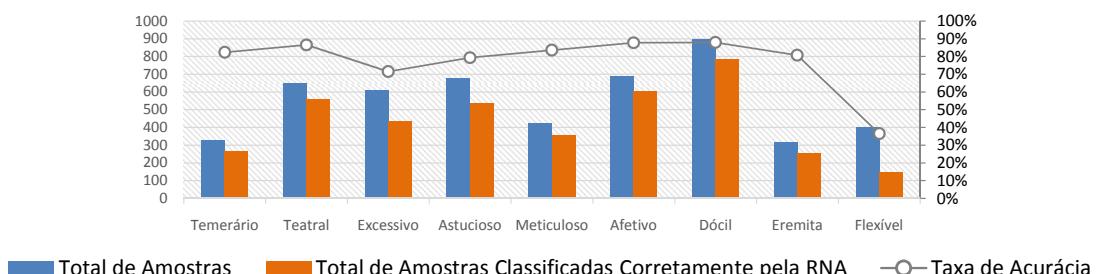


Figura 27 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Com o aumento da quantidade de neurônios na camada oculta, nenhum perfil de personalidade atingiu acurácia igual ou superior a 90% de precisão. No entanto, para os perfis Meticuloso e Flexível houve um aumento significativo em sua classificação, com relação a arquitetura de 1 camada oculta composta por 5 neurônios.

A Figura 28 abaixo apresenta os resultados obtidos pela configuração definida por 2 camadas ocultas com 5 neurônios.

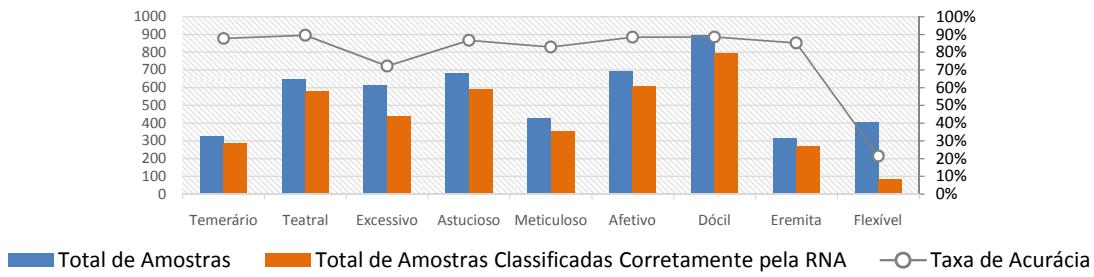


Figura 28 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Através dessa configuração, observe na Figura 28 que comparados com os resultados anteriores nenhum perfil aumentou sua taxa de acurácia. Além disso, a classificação do perfil Flexível obteve menor acurácia (21.48%) nesta simulação.

No entanto, ao aumentar a quantidade de neurônios para 20 nas duas camadas ocultas, tem-se um aumento na classificação do perfil Flexível conforme exibido na Figura 29. Contudo o perfil “Flexível” continua com uma classificação muito inferior comparado aos demais (37.78%).

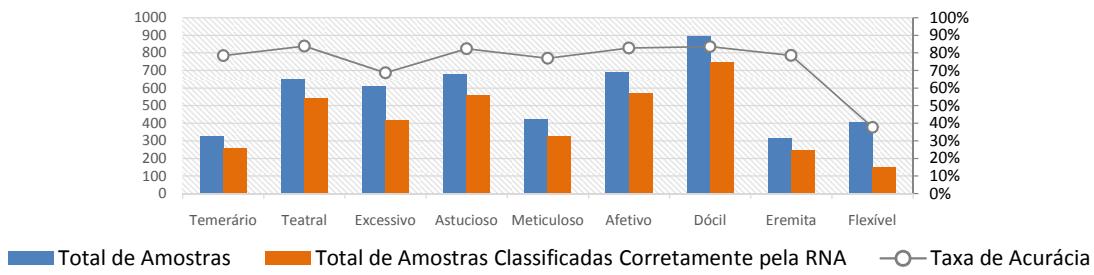


Figura 29 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

A Tabela 15 exibe detalhadamente a análise dos resultados para a classificação dos nove perfis de personalidade para cada configuração utilizada.

Tabela 15 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 76 afirmativas utilizando 5.000 amostras para treinamento

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	690	90.87%	87.83%	88.41%	82.75%
<b>Astucioso</b>	680	87.79%	79.41%	86.62%	82.35%
<b>Dócil</b>	896	88.62%	87.83%	88.62%	83.59%
<b>Eremita</b>	316	83.23%	80.70%	85.13%	78.48%
<b>Excessivo</b>	611	75.61%	71.52%	72.18%	68.58%
<b>Flexível</b>	405	32.59%	36.54%	21.48%	37.78%
<b>Meticuloso</b>	425	83.06%	83.53%	82.82%	76.94%
<b>Teatral</b>	649	92.30%	86.59%	89.52%	83.82%
<b>Temerário</b>	328	89.02%	82.32%	87.80%	78.35%
<i>Total</i>	<b>5.000</b>	<b>82.38%</b>	<b>79.20%</b>	<b>80.22%</b>	<b>89.40%</b>
	<i>Média</i>	80.34	77.36	78.06	74.73
	<i>Mínimo</i>	32.59	36.54	21.48	37.78
	<i>Máximo</i>	92.30	87.83	89.52	83.82
	<i>Desvio Padrão</i>	18.612	16.135	21.870	14.657

Ao observar a Tabela 15 constata-se que a quantidade de amostras desenvolvidas para determinado perfil não interfere na classificação final. Note que, o número de amostras para o perfil flexível (405) é superior aos números de amostras dos perfis Eremita(316) e Temerário (328) e, mesmo com valores menores informados para treinamento a rede neural obteve uma acurácia maior para esses perfis em relação ao perfil Flexível.

Neste caso, a arquitetura de rede composta por 76 neurônios na camada de entrada, 2 camadas ocultas com 20 neurônios e, 9 neurônios na camada de saída alcançou 89,40% na classificação geral dos perfis de personalidade e, também foi a arquitetura que obteve um melhor resultado de classificação para o perfil Flexível (37,78%).

Sendo assim, foi desenvolvida uma base de treinamento composta por 10.000 exemplos para treinamento e validação da rede neural.

### 4.3.3 Terceira Simulação

Mesmo com o aumento de exemplos fornecidos a Rede Neural, ou seja, 10.000 amostras no conjunto de treinamento, os resultados da classificação dos perfis de personalidade não foram precisos. A Figura 30 exibe os resultados obtidos sobre uma arquitetura neural definida por 1 camada oculta composta por 5 neurônios.

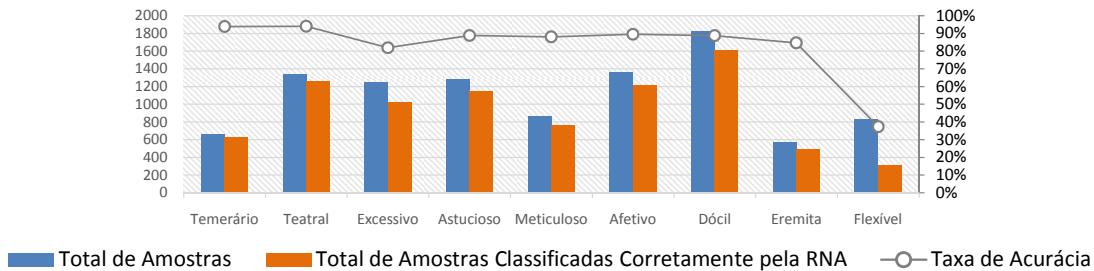


Figura 30 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Note que, apenas os Perfis Teatral e Temerário atingiram uma precisão superior a 90%. Observa-se também, que assim como as outras simulações, o perfil Flexível obteve uma acurácia inferior comparada a classificação dos demais perfis (37.32%).

Os resultados exibidos na Figura 31 abaixo é referente a classificação sobre uma arquitetura composta por 20 neurônios em 1 camada oculta.

Observa-se na Figura 31 que diferente da simulação anterior, apenas os perfis Afetivo e Teatral possuem uma taxa de acurácia superior a 90% na classificação. No entanto, o perfil Flexível obteve um aumento significativo de acerto(56.76%) comparado com a arquitetura de 1 camada oculta composta por cinco neurônios.

A Figura 32 apresenta os resultados da classificação com o aumento das camadas intermediárias, sendo estabelecido a inserção de 2 camadas ocultas composta por cinco neurônios cada.

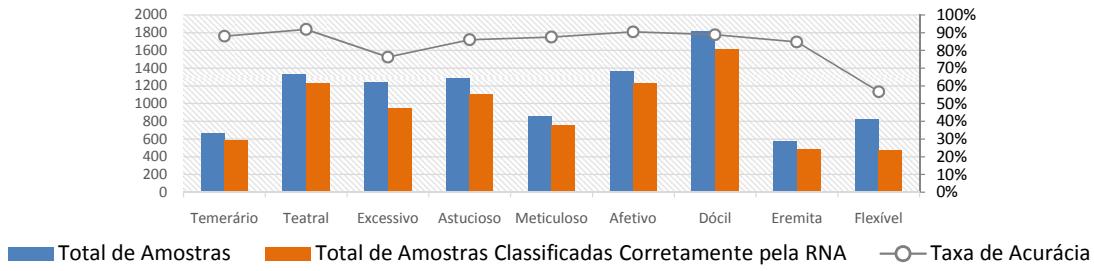


Figura 31 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

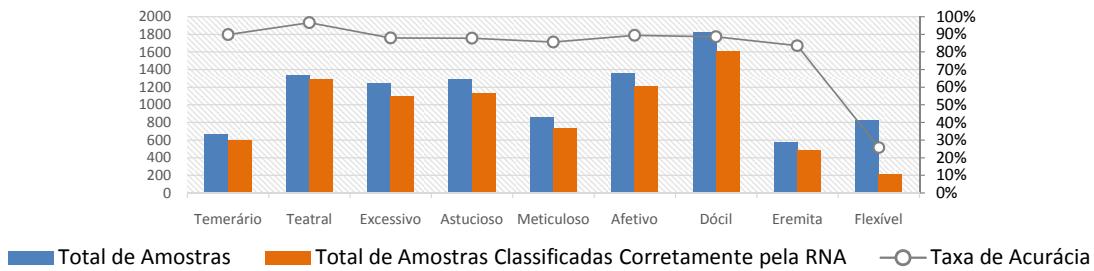


Figura 32 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Ao observar a Figura 32, note que, a classificação do perfil Flexível minimizou para 25.85% em sua precisão. Somente o perfil Teatral atingiu uma classificação superior a 95% de acurácia. Os demais perfis permaneceram na mesma faixa de classificação. Porém, houve um aumento na classificação do perfil Excessivo. Assim, tem-se uma precisão geral de 83.89% na classificação dos nove perfis de personalidade. Porém, esta arquitetura neural resultou em um maior desvio padrão, conforme pode ser visto na Tabela 16, comparada as demais simulações.

Na Figura 33 são expostos os resultados obtidos sobre a arquitetura neural composta por 2 camadas ocultas com 20 neurônios cada uma.

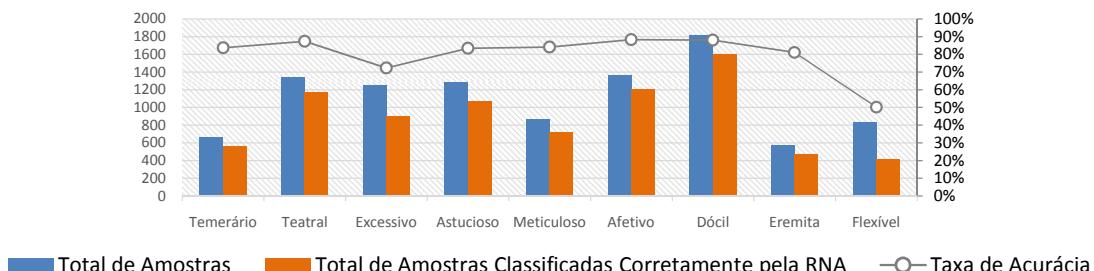


Figura 33 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q2.

Com esta simulação houve uma redução na classificação do perfil Excessivo, porém um aumento na classificação do perfil Flexível(50.24%). Note que, assim como nas configurações 1, 2 e 3 os resultados não foram considerados satisfatórios, principalmente para o perfil Flexível, mesmo utilizando um maior número de exemplos fornecidos a rede neural.

Os resultados detalhados de todas as simulações estão descritas na Tabela 16 para cada um dos perfis de personalidade.

Tabela 16 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 76 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	1360	89.56%	90.51%	89.34%	88.24%
<b>Astucioso</b>	1288	88.88%	86%	87.79%	83.44%
<b>Dócil</b>	1818	88.72%	88.89%	88.56%	88.01%
<b>Eremita</b>	573	84.64%	84.82%	83.60%	81.15%
<b>Excessivo</b>	1248	81.97%	76.28%	87.90%	72.28%
<b>Flexível</b>	828	37.32%	56.76%	25.85%	50.24%
<b>Meticuloso</b>	861	88.04%	87.46%	85.60%	84.09%
<b>Teatral</b>	1336	93.94%	91.77%	96.56%	87.35%
<b>Temerário</b>	663	93.82%	88.08%	89.74%	83.71%
<i>Total</i>	<b>10.000</b>	<b>84.49%</b>	<b>84.47%</b>	<b>83.89%</b>	<b>81.24%</b>
	<i>Média</i>	82.98	83.39	81.66	79.83
	<i>Mínimo</i>	37.32	56.76	25.85	50.24
	<i>Máximo</i>	93.94	91.77	96.56	88.24
	<i>Desvio Padrão</i>	17.546	10.944	21.226	12.117

Observa-se que houve um pequeno aumento na acurácia referente a classificação do perfil Flexível apenas nas arquiteturas compostas por 20 neurônios nas camadas ocultas. Assim, os resultados obtidos para este perfil foram 56,76% e 50,24 %, respectivamente. Para esta versão do questionário, o conjunto de treinamento composto por 5.000 amostras e a arquitetura definida por 76 neurônios na camada de entrada, duas camadas ocultas com 20 neurônios em cada e, nove neurônios de saída, resultaram na melhor base de treinamento e arquitetura para a solução do problema à partir deste questionário.

Através das informações contidas nas Tabelas 14, 15 e 16, note que, a melhor classificação do questionário resulta em um percentual geral de 89,40% para a classificação dos perfis de personalidade. No entanto, uma classificação geral com uma precisão inferior a desejada, ou seja, maior ou igual a 95% de acerto. Além disso, uma baixa taxa de precisão na classificação do perfis Flexível e Excessivo.

## 4.4 Terceira versão do questionário

Com intuito de melhorar a classificação dos perfis de personalidade e incorporar um questionário sem o uso de conectivos presentes em cada afirmativa desenvolveu-se uma terceira adaptação do questionário para extração de características referente aos níveis presentes nas três dimensões psicológicas da teoria de perfis de personalidade. Para isto, foram considerados apenas os principais aspectos definidos na teoria, resultando em um questionário composto por 62 afirmativas.

A simulação computacional foi feita conforme as etapas anteriores. Dessa forma, a rede neural foi definida com 62 neurônios na camada de entrada, camadas ocultas e número de

neurônios estabelecidos conforme as outras simulações e, uma camada de saída composta por 9 neurônios. Para o treinamento da rede neural foram desenvolvidos 3 conjuntos de treinamento constituídos por 1.000, 5.000 e 10.000 amostras relacionadas aos nove perfis de personalidade representado por um vetor de 62 posições. A seguir são exibidos os resultados para cada conjunto de treinamento e arquiteturas utilizados para esta versão do questionário.

#### 4.4.1 Primeira Simulação

A Figura 34 exibe os resultados experimentais da classificação dos perfis de personalidade utilizando uma arquitetura neural composta por 1 camada oculta com 5 neurônios treinada por um conjunto de treinamento composto por 1.000 exemplos.

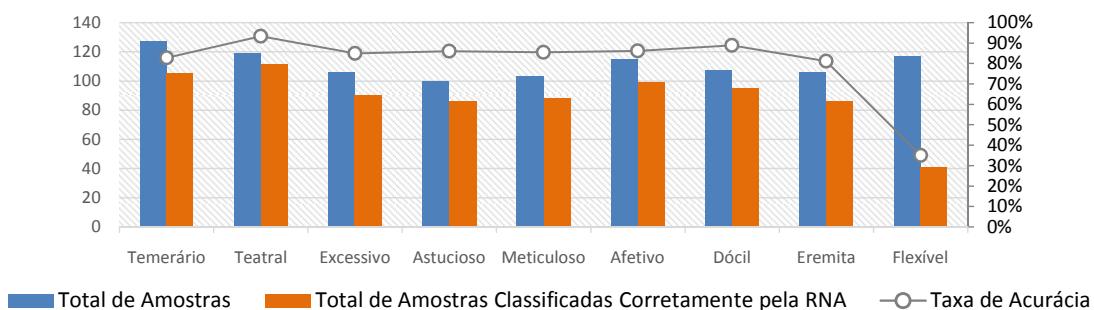


Figura 34 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Ao observar os resultados obtidos na Figura 34, note que, mesmo com um número relativamente pequeno de exemplos informados a rede neural, aproximadamente 110 amostras caracterizando cada perfil, a rede neural obteve um aumento significativo, com relação aos resultados experimentais anteriores executados na versão do questionário composto por 76 afirmativas. No entanto, ao observar os resultados de classificação deste experimento, verifica-se que apenas o perfil Teatral atingiu uma taxa de acerto superior a 90%, os demais perfis, com exceção do perfil Flexível, obtiveram em média uma precisão de 80% na classificação. Tem-se como precisão geral de 80.1% na classificação dos nove perfis.

A seguir são exibidos os resultados obtidos através da arquitetura neural definida por 1 camada oculta com 20 neurônios.

Ao observar a Figura 35 é possível verificar que com o aumento da quantidade de neurônios na camada intermediária todos os perfis, exceto o perfil Meticuloso, tiveram uma diminuição em sua acurácia, principalmente o perfil Flexível que atingiu 20.51% de precisão.

As Figuras 36 e 37 apresentam os resultados da classificação da arquitetura neural composta por 2 camadas ocultas estruturadas com 5 e 10 neurônios, respectivamente.

A classificação geral da configuração exposta na 36 foi de 75.40% de precisão. No entanto, nenhum perfil alcançou uma classificação superior a 95%. Já ao observar os resul-

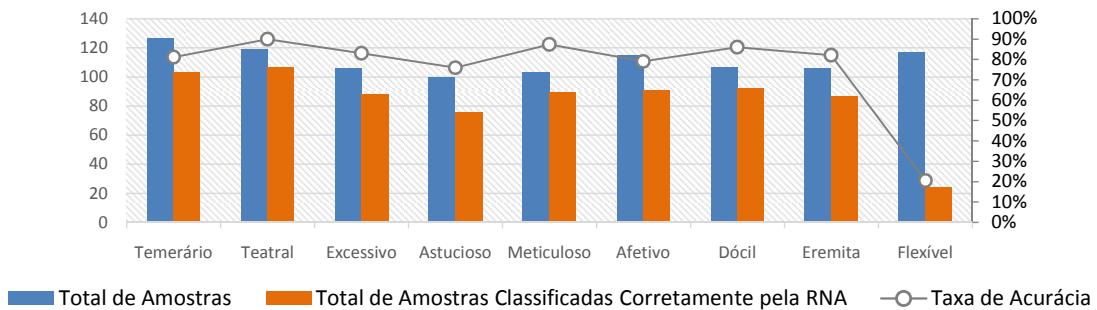


Figura 35 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

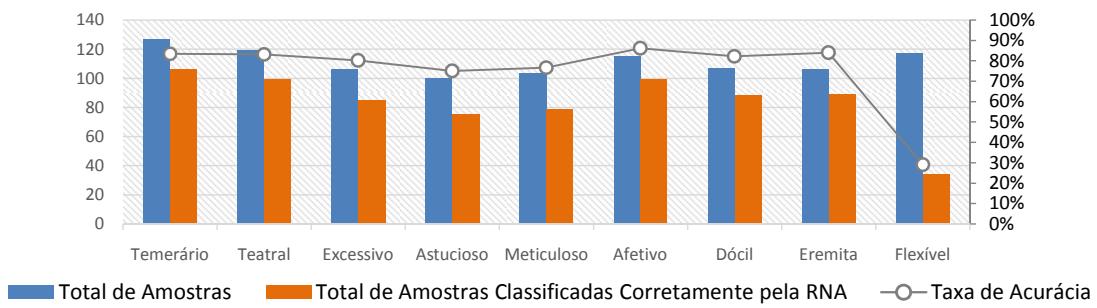


Figura 36 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

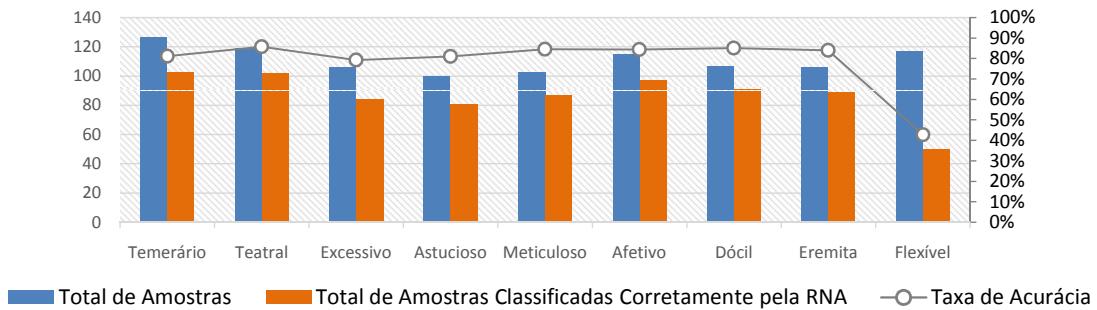


Figura 37 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

tados da configuração de 1 camada oculta composta por 20 neurônios expostos na Figura 37, note que, mesmo com uma precisão inferior às outras arquiteturas, foi a configuração que apresentou um aumento significativo na classificação do perfil Flexível (42.74%) comparados as simulações iniciais. A Tabela 17 exibe uma análise detalhada dos resultados obtidos nestes experimentos.

Tabela 17 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 62 afirmativas com 1.000 amostras para treinamento

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	115	86.09%	79.13%	86.09%	84.35%
<b>Astucioso</b>	100	86%	76%	75%	81%
<b>Dócil</b>	107	88.79%	85.98%	82.24%	85.05%
<b>Eremita</b>	106	81.13%	82.08%	83.96%	83.96%
<b>Excessivo</b>	106	84.91%	83.02%	80.19%	79.25%
<b>Flexível</b>	117	35.04%	20.51%	29.06%	42.74%
<b>Meticuloso</b>	103	85.44%	87.38%	76.70%	84.47%
<b>Teatral</b>	119	93.28%	89.92%	83.19%	85.71%
<b>Temerário</b>	127	82.68%	81.10%	83.46%	81.10%
<i>Total</i>	<b>1.000</b>	<b>80.10%</b>	<b>75.80%</b>	<b>75.40%</b>	<b>78.40%</b>
	<i>Média</i>	80.37	76.12	75.54	78.62
	<i>Mínimo</i>	35.04	20.51	29.06	42.74
	<i>Máximo</i>	93.28	89.92	86.09	85.71
	<i>Desvio Padrão</i>	17.353	21.283	17.790	13.632

Ao observar a Tabela 17, o único perfil que obteve precisão superior a 90% em sua classificação foi o perfil Teatral, através da arquitetura definida por 1 camada oculta com 5 neurônios. No entanto, a arquitetura definida por 2 camadas ocultas com 20 neurônios cada tem-se uma melhor taxa de precisão levando em consideração o desvio padrão. Com objetivo de definir uma base de treinamento e arquitetura ótimas para o problema de classificação dos perfis de personalidade aumentou-se o número do conjunto de treinamento relacionado com o questionário elaborado.

#### 4.4.2 Segunda Simulação

Com o aumento da quantidade de amostras no conjunto de treinamento para 5.000 exemplos houve um aumento na acurácia para a classificação de todos os perfis de personalidade conforme exibido na Figura 38. Os resultados desta classificação foi adquirido pela arquitetura neural composta por 1 camada oculta com 5 neurônios.

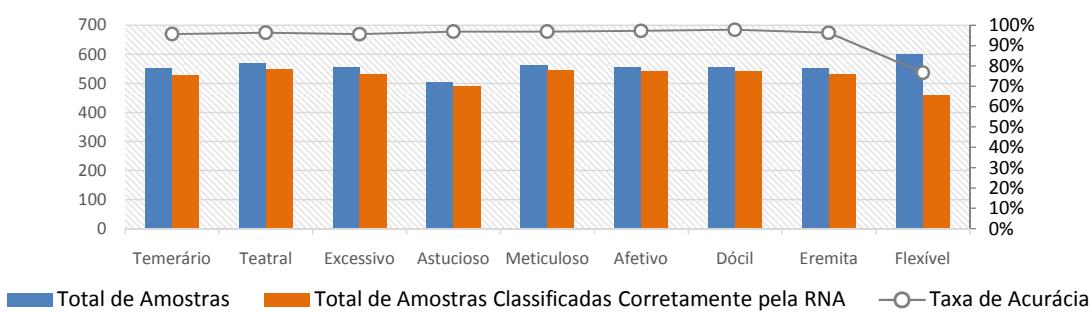


Figura 38 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Ao observar Figura 38 é possível constatar que todos os perfis obtiveram uma precisão superior a 95% de acerto, com exceção do perfil Flexível que atingiu 76.63% de precisão.

No entanto, até o momento, foi a arquitetura e base de treinamento que resultaram em uma melhor taxa de acerto para este perfil.

Os resultados abaixo são referentes a arquitetura composta por 1 camada oculta com 20 neurônios.

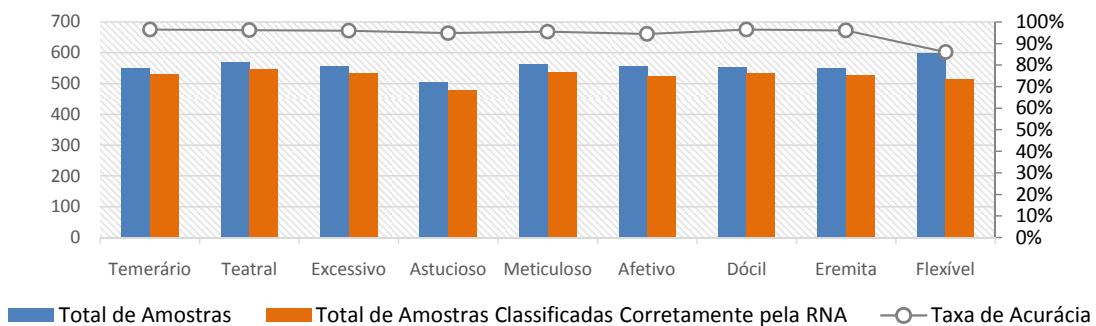


Figura 39 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Ao observar a Figura 39, note que, houve uma aumento de 85.98% na classificação do perfil Flexível. Os demais perfis mantiveram uma média de classificação superior a 90% precisão.

A Figura 40 apresenta os resultados obtidos com o aumento do número de camadas intermediárias. Assim, esta arquitetura neural foi definida por 2 camadas ocultas com 5 neurônios cada uma.

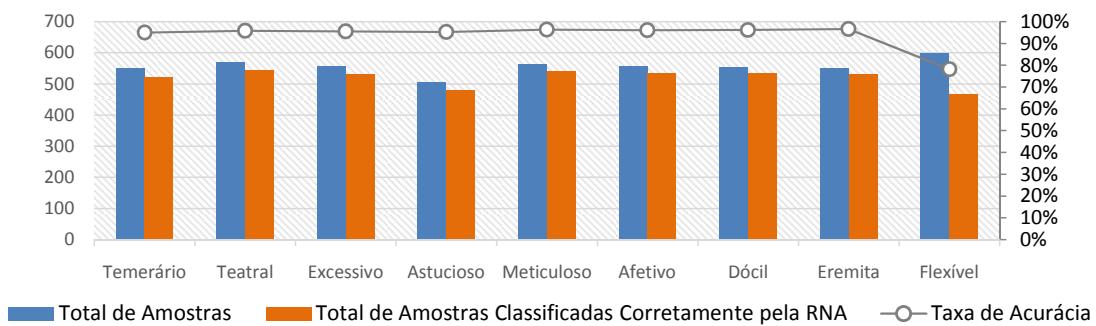


Figura 40 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Através da Figura 40 observe que o perfil Flexível teve uma diminuição na sua classificação comparado a configuração de 1 camada oculta composta por 20 neurônios. No entanto, os demais perfis não foram minimizados de maneira significativa. Sendo assim, tem-se como resultados uma classificação geral de 93.70% de precisão

São apresentados na Figura 41 os resultados obtidos com a arquitetura neural definida por 2 camadas ocultas com 20 neurônios.

Como pode ser observado na Figura 41 ao inserir 2 camadas intermediária com 20 neurônios em cada uma diminuiu a taxa de precisão para todos os perfis de personali-

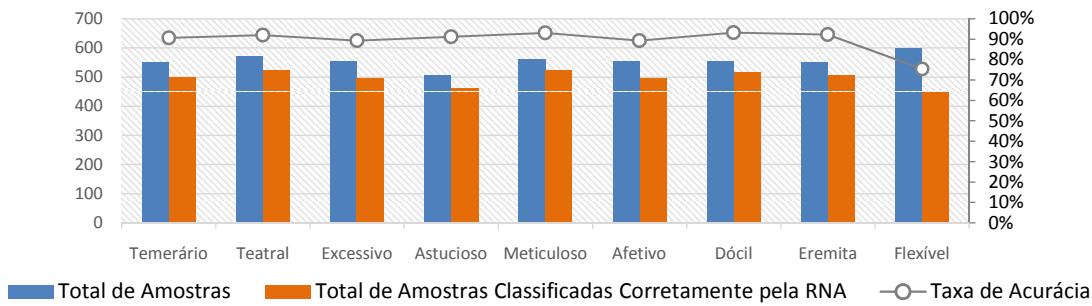


Figura 41 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

dade, principalmente para o Perfil Flexível. Os resultados detalhados obtidos por cada arquitetura neural estão expostos na Tabela 18.

Tabela 18 – Análise comparativa para classificação dos perfis de personalidade através de 62 afirmativas com 5.000 amostras para treinamento

Perfis	<i>n</i>	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	555	97.30%	94.41%	96.04%	89.19%
<b>Astucioso</b>	505	96.83%	94.85%	95.25%	91.09%
<b>Dócil</b>	554	97.83%	96.39%	96.21%	93.14%
<b>Eremita</b>	550	96.36%	96%	96.55%	92.18%
<b>Excessivo</b>	555	95.68%	95.86%	95.50%	89.19%
<b>Flexível</b>	599	76.63%	85.98%	78.13%	75.46%
<b>Meticuloso</b>	562	96.80%	95.55%	96.26%	93%
<b>Teatral</b>	569	96.31%	96.13%	95.78%	91.92%
<b>Temerário</b>	551	95.64%	96.37%	94.92%	90.56%
<b>Total</b>	<b>5.000</b>	<b>94.20%</b>	<b>94.54%</b>	<b>93.70%</b>	<b>89.40%</b>
<i>Média</i>		94.37	94.61	93.84	89.53
<i>Mínimo</i>		76.63	85.98	78.13	75.46
<i>Máximo</i>		97.83	96.39	96.55	93.14
<i>Desvio Padrão</i>		6.692	3.307	5.917	5.476

Ao observar a Tabela 18, note que, atingiu uma taxa de precisão geral superior a 90% para as três primeiras definições de arquitetura. Já a arquitetura definida por 2 camadas ocultas com 20 neurônios obteve uma precisão geral de 89.40% na classificação dos perfis. No entanto, o perfil Flexível, foi reconhecido através dos seguintes resultados: 76,63%, 85,98%, 78,13% e 75,46% de exatidão na validação da rede neural. Dentre as quatro arquiteturas simuladas, a arquitetura de 1 camada oculta com 20 neurônios apresentou um melhor resultado na classificação dos perfis de personalidade com uma classificação geral de 94.54% de acerto.

A seguir são apresentados os resultados obtidos através de um conjunto de treinamento composto por 10.000 amostras.

#### 4.4.3 Terceira Simulação

Ao aumentar o número de exemplos fornecidos a rede neural, utilizando esta versão do questionário, todos os perfis de personalidade foram classificados adequadamente alcançando em até 97.28% de precisão na melhor arquitetura definida. A Figura 42 exibe os resultados através da arquitetura definida por 1 camada oculta com 5 neurônios.

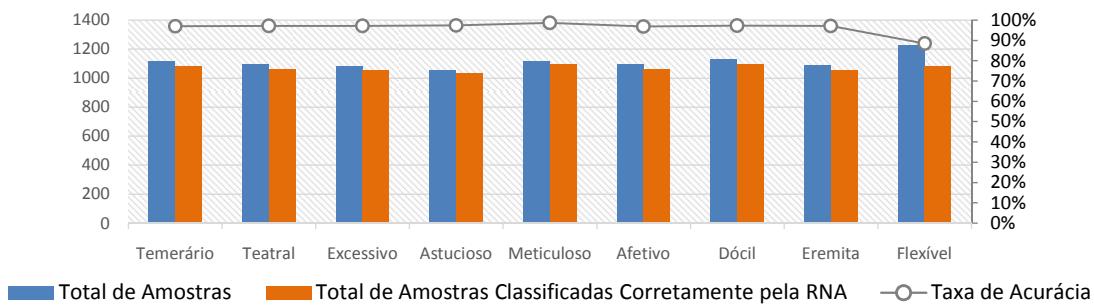


Figura 42 – Arquitetura 1: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Note que, neste experimento somente o perfil Flexível obteve uma classificação inferior a 90% de precisão. Para os demais perfis tem-se uma precisão superior a 95% de acerto.

Os resultados experimentais referente a arquitetura neural composta por 1 camada intermediária com 20 neurônios são apresentados na Figura 43.

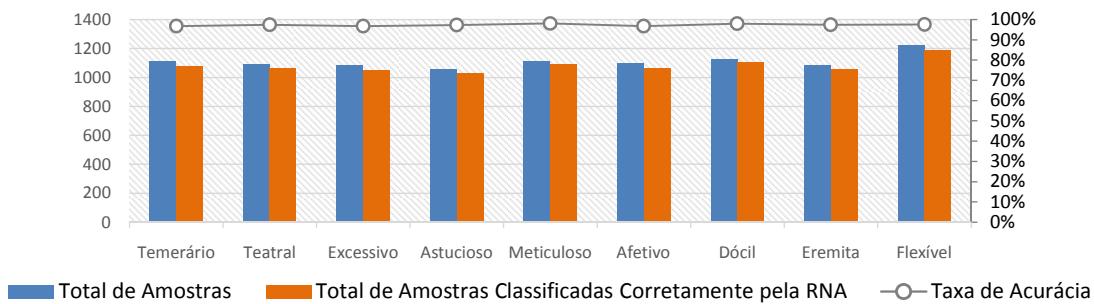


Figura 43 – Arquitetura 2: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Ao observar a Figura 43, note que, todos os perfis, inclusive o perfil Flexível, obtiveram uma taxa de acerto superior a 95% de precisão. Tem-se como resultados nesta arquitetura neural uma classificação geral de 97.28% de precisão.

Ao aumentar o número de camadas ocultas na arquitetura de rede neural para 2 camadas ocultas compostas por 5 neurônios e, outra arquitetura também definida por 2 camadas ocultas, porém com 20 neurônios em cada, houve uma diminuição no classificação geral dos perfis de personalidade. Resultando em uma taxa de 93.19% e 95.05% de precisão, respectivamente.

As Figuras 44 e 45 apresentam os resultados da classificação dos perfis de personalidade utilizando essas arquiteturas.

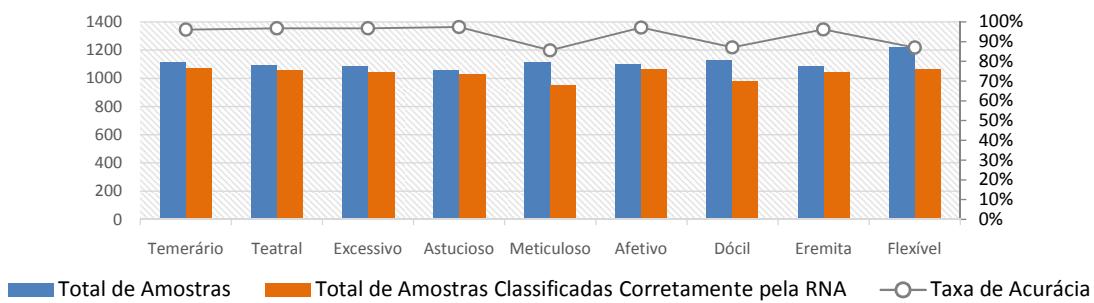


Figura 44 – Arquitetura 3: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

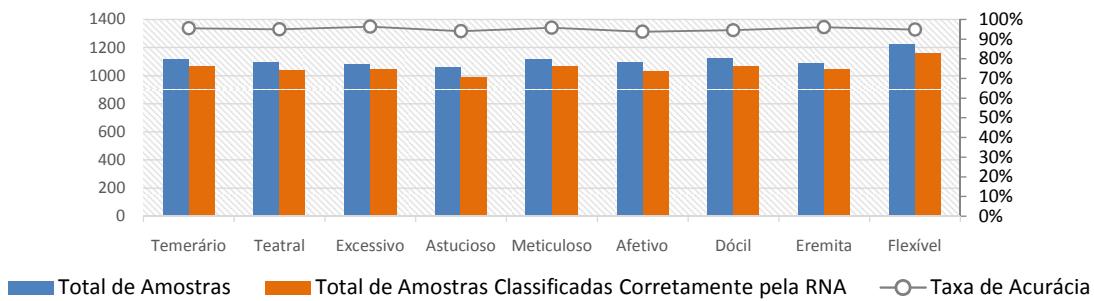


Figura 45 – Arquitetura 4: Classificação Perfis de Personalidade sobre Q3.

Como pode ser observado na Figura 44, os perfis Dócil, Flexível e Meticuloso obtiveram menor desempenho de classificação, comparados aos resultados obtidos com a arquitetura composta por 1 camada oculta. No entanto, na Figura 45, note que, houve uma normalização na classificação geral dos perfis de personalidade. Contudo, os perfis Teatral, Flexível, Astucioso e Afetivo não atingiram uma acurácia superior a 95% na classificação. Uma análise detalhada dos resultados obtidos para cada uma das arquiteturas pre-estabelecidas utilizando um conjunto de treinamento composto por 10.000 exemplos estão descritos na Tabela 19.

Tabela 19 – Análise comparativa para classificação dos Perfis de Personalidade através de 62 afirmativas com 10.000 amostras para treinamento

Perfis	n	1 camada oculta com 5 neurônios	1 camada oculta com 20 neurônios	2 camadas ocultas com 5 neurônios	2 camadas ocultas com 20 neurônios
<b>Afetivo</b>	1.098	96.90%	96.72%	97.18%	93.72%
<b>Astucioso</b>	1.057	97.45%	97.26%	97.45%	93.95%
<b>Dócil</b>	1.128	97.25%	97.87%	87.15%	94.59%
<b>Eremita</b>	1.087	97.15%	97.33%	96.23%	96.04%
<b>Excessivo</b>	1.083	97.14%	96.68%	96.68%	96.31%
<b>Flexível</b>	1.223	88.39%	97.47%	86.92%	94.77%
<b>Meticuloso</b>	1.113	98.56%	98.11%	85.62%	95.78%
<b>Teatral</b>	1.095	97.08%	97.35%	96.71%	94.89%
<b>Temerário</b>	1.116	97.04%	96.68	95.97%	95.43%
<b>Total</b>	<b>10.000</b>	<b>96.23%</b>	<b>97.28%</b>	<b>93.19%</b>	<b>95.05%</b>
<i>Média</i>					
96.32					
<i>Mínimo</i>					
88.39					
<i>Máximo</i>					
98.56					
<i>Desvio Padrão</i>					
3.017					
0.514					
5.105					
0.904					

A Tabela 19 têm-se como resultados de classificação geral 96,23%, 97,28%, 93,19% e 95,05% dos perfis de personalidade sobre as arquiteturas definidas por 1 camada oculta com 5 neurônios, 1 camada oculta com 20 neurônios, 2 camadas ocultas com 5 neurônios, 2 camadas ocultas com 20 neurônios, respectivamente. Porém, ao analisar cada perfil de personalidade, mesmo com uma precisão geral relativamente considerável, os perfis Flexível, Dócil e Meticuloso não obtiverem precisão igual ou superior a 90% nas arquiteturas que utilizaram 2 camadas intermediárias.

Assim, por meio desta análise experimental a versão do questionário composta por 62 afirmativas atingiu a acurácia desejada para a classificação dos níveis de cada dimensão que resulta em um determinado perfil de personalidade. Dessa maneira, considera-se a arquitetura neural definida por 62 neurônios na camada de entrada, 1 camada oculta composta por 20 neurônios e 9 neurônios na camada de saída a arquitetura ótima de Rede Neural Artificial para o problema de classificação dos nove perfis de personalidade. Além disso, é importante ressaltar que a precisão da rede neural foi alcançada por meio do conjunto de treinamento composto por 10.000 exemplos aleatórios desenvolvidos de acordo com as características predominantes de cada perfil.

Através dos treinamento e validação, a rede neural foi capaz de generalizar as informações de maneira precisa de modo que, ao informar um valor diferente presente no conjunto de treinamento, a rede fornecerá uma saída adequada devido sua taxa de 97.28% de exatidão, caso o questionário seja respondido de maneira correta.

## 4.5 Aplicação do questionário

O questionário referente a teoria perfis de personalidade composto por 62 perguntas (vide anexo) foi aprovado para aplicação pelo Conselho de Ética da Universidade Federal de Uberlândia. Sendo assim, 33 alunos dos cursos de graduação em Física e pós-graduação em Ciência da Computação da mesma instituição responderam ao questionário.

As Figuras 46, 47, 48 exibem a frequência das respostas – positivas e negativas – relacionadas com os níveis “alto” e “baixo” de cada dimensão que compõem o questionário perfis de personalidade.

As respostas de cada estudante ao inventário foram informadas a Rede Neural, levando em consideração a melhor arquitetura neural e base de treinamento dos experimentos realizados e, a classificação para cada item são: 1: Teatral, 2: Teatral, 3: Astucioso, 4: Astucioso, 5: Teatral, 6: Astucioso, 7: Dócil, 8: Temerário, 9: Teatral, 10: Astucioso, 11: Dócil, 12: Temerário, 13: Excessivo, 14: Teatral, 15: Meticuloso, 16: Teatral, 17: Meticuloso, 18: Teatral, 19: Temerário, 20: Teatral, 21: Teatral, 22: Afetivo, 23: Teatral, 24: Eremita, 25: Afetivo, 26: Teatral, 27: Astucioso, 28: Dócil, 29: Astucioso, 30: Astucioso, 31: Teatral, 32: Astucioso, 33: Afetivo.

Considerando esta população, estes estudantes têm muitos traços de personalidade em

comum onde foram classificados 12 estudantes com o perfil “Teatral”, 9 classificados com o perfil “Astucioso”, 3 estudantes com o perfil “Dócil”, 2 como “Meticuloso”, 3 classificados como “Afetivo”, 1 estudante reconhecido com o perfil “Eremita”, 3 estudantes classificados como “Temerário” e 1 estudante identificado com o perfil “Excessivo”.

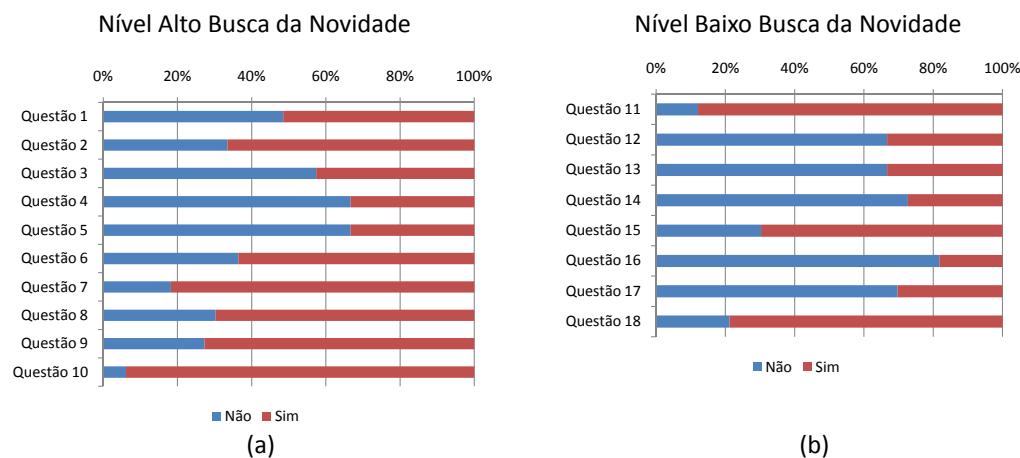


Figura 46 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Busca de Novidade

Observando a frequência das respostas, note que, as afirmativas positivas teve maior frequência no nível “alto” da dimensão Busca de Novidade. Um estudante considerado nível “alto” nesta dimensão necessita de ser estimulado com novidades durante o processo de ensino-aprendizagem.

As questões 4 e 5 obtiveram a mesma quantidade de afirmativas positivas. Ao analisar a frequência das respostas no nível “baixo” de Busca de Novidade, as questões 12 e 13 também obtiveram a mesma quantidade de respostas para as afirmativas.

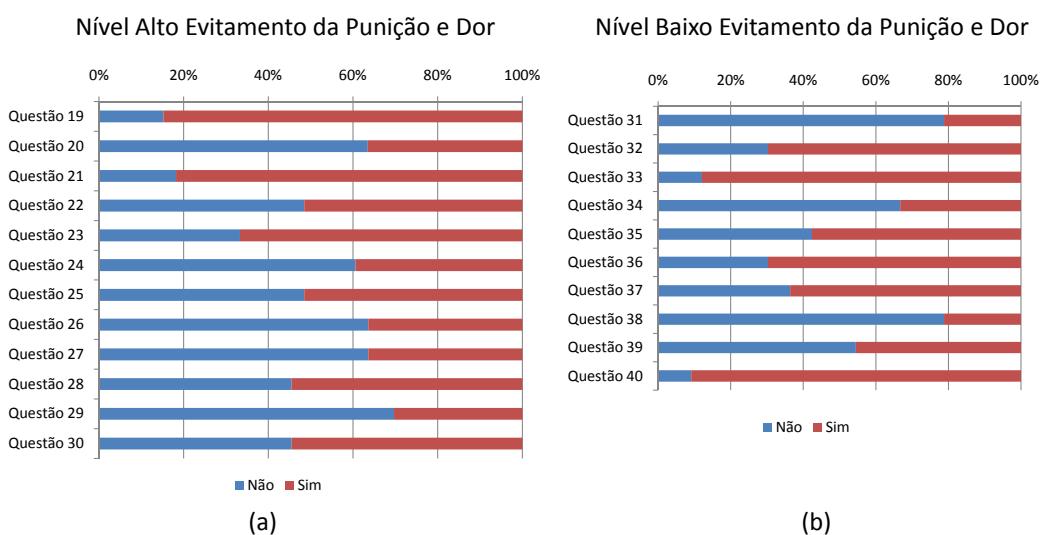


Figura 47 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Evitamento de Punição e Dor

A frequência das respostas positivas nesta dimensão foi maior para o nível “alto” da dimensão Evitamento de Punição e Dor.

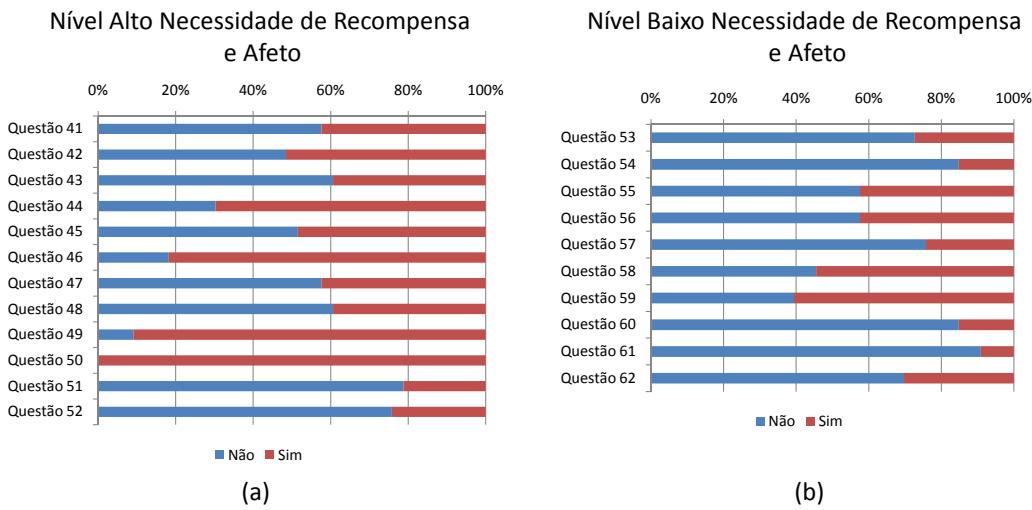


Figura 48 – Frequência das respostas relacionada com a dimensão Necessidade e Recompensa e Afeto

A dimensão Necessidade de Recompensa e Afeto teve maior frequência nas afirmativas que caracterizam o nível “alto” desta dimensão. A questão 50 do questionário, que representa uma característica do nível “alto” da dimensão, obteve 100 % de frequência para a resposta positiva. Ao analisar o nível“ baixo” desta dimensão, as afirmativas 55 e 56 têm a mesma frequência das respostas.

Nesta amostragem não foi detectado nenhum estudante como o perfil Flexível - considerase um perfil Flexível o estudante classificado como nível “médio” nas três dimensões psicológicas – onde (CHABOT et al., 2005) afirma que o perfil Flexível é considerado um raro perfil. Porém, a Rede Neural classifica adequadamente informações relacionadas com essas características.

Além disso, os estudantes que responderam ao questionário foram informados sobre as características particulares de seu perfil de acordo com a classificação da RNA. Assim, 80% desses estudantes concordaram com as características expostas por (CHABOT et al., 2005) referentes ao seu perfil de personalidade . O restante dos estudantes, concordaram parcialmente com a descrição informada sobre seu perfil psicológico.

## 4.6 Predição das Estratégias Pedagógicas

Esta seção apresenta os resultados obtidos no desenvolvimento do Módulo Pedagógico(MP) que é responsável por determinar as estratégias pedagógicas adequadas a cada perfil. Neste processo, o MP considera as seguintes informações: 9 tipos de perfis de perso-

nalidade (Temerário, Teatral, Excessivo, Astucioso, Meticuloso, Afetivo, Dócil, Eremita, Flexível) do estudante e 6 emoções básicas (alegria, tristeza, medo, surpresa, desgosto, raiva) armazenadas no ME. O conjunto inicial de estratégias pedagógicas foi construído através da associação de todos os conselhos ao educador propostos por (CHABOT et al., 2005) a cada perfil de personalidade juntamente com as emoções básicas que poderão ser induzidas ao estudante durante o processo de aprendizagem.

Através do conjunto composto por 42 regras pedagógicas descritas na Seção 3.5, desenvolveu-se uma base de dados para extração do conhecimento sobre essas características. É importante salientar que, inicialmente, a proposta para validação computacional deste módulo seria uma simulação referente a aplicação de cada estratégia pedagógica a determinado perfil de personalidade objetivando verificar a evolução emocional do estudante. No entanto, percebeu-se com os resultados desta simulação, que para cada simulação referente a uma regra pedagógica, selecionada a determinado perfil, resultava em determinada emoção na qual esta regra estava associada. Isso se deve, pelo fato de que cada perfil de personalidade dispõe da mesma classe de emoções, mesmo com estratégias de ensino diferentes.

A pedagogia emocional definida por (CHABOT et al., 2005) afirma que ao estimular o estudante adequadamente em função de seu perfil de personalidade é possível fornecer a ele estímulos que o aproximem da emoção favorável ao aprendizado. Assim, o conjunto desenvolvido sobre a associação das emoções com os conselhos ao educador foram informados a uma árvore de decisão BTF com intuito de extrair a estratégia pedagógica que apresenta maior ganho de informação (melhor atributo da árvore), comparada ao conjunto original de determinada classe (perfil).

Os resultados obtidos, através da árvore construída, minimizou o conjunto de condições para cada classe e emoções associadas, sendo descritas a seguir:

- ❑ R1: SE (perfil=afetivo) ENTÃO CE29,
  - ou seja, para todas as emoções: Fazê-lo sentir que tem valor aos seus olhos.
- ❑ R2: SE (perfil=astucioso) e [emoção=(alegria ou tristeza ou raiva)] ENTÃO regra 16,
  - ou seja, nessas emoções: Interrogá-lo sobre seus comportamentos e reações.
- ❑ R3: SE (perfil=astucioso) e [emoção=(desgosto ou tristeza ou medo)] ENTÃO CE17,
  - ou seja, nessas emoções: Convidá-lo expressar-se diretamente.
- ❑ R4: SE (perfil=excessivo) e [emoção=(desgosto)] ENTÃO CE14,
  - ou seja, na emoção desgosto: Ajudá-lo a relativizar as coisas

- R5: SE (perfil = excessivo) e [emoção=(alegria ou tristeza ou medo ou surpresa ou raiva)] ENTÃO CE15,  
ou seja, nessas emoções: Estimular o estudante pela novidade e, ao mesmo tempo garantir segurança.
- R6: SE (perfil=Eremita) e [emoção=(alegria)] ENTÃO CE40,  
ou seja, nessas emoções: Propor ao estudante atividades rotineiras.
- R7: SE (perfil=Eremita) e [emoção=(tristeza ou medo ou surpresa ou raiva ou desgosto)] ENTÃO CE39,  
ou seja, nessas emoções: Abordá-lo por meio de seus interesses.
- R8: SE (perfil=Docil) e [emoção=(tristeza)] ENTÃO CE33,  
ou seja, nessa emoção: Abordá-lo de modo caloroso.
- R9: SE (perfil=Docil) e [emoção=(surpresa ou raiva ou alegria ou desgosto ou medo)] ENTÃO CE37,  
ou seja, nessas emoções: Ajudá-lo a tomar iniciativa.
- R10: SE (perfil=Teatral) ENTÃO CE7,  
ou seja, em todas as emoções: Evitar ameaçá-lo pela punição.
- R11: SE (perfil=Temerário) e [emoção=(alegria ou medo)] ENTÃO CE1,  
ou seja, nessas emoções: Estimulá-lo com novidades.
- R12: SE (perfil=Temerário) e [emoção=(desgosto)] ENTÃO CE6,  
ou seja, nessa emoção: Lançar-lhe desafios.
- R13: SE (perfil=Temerário) e [emoção=(surpresa, raiva ou tristeza)] ENTÃO CE4,  
ou seja, nessas emoções: Evitar provocá-lo.
- R14: SE (perfil=Flexível) ENTÃO CE42,  
ou seja, em todas emoções: Variar e testar os ângulos à partir dos quais abordá-lo (novidade, punição e reforço).
- R15: SE (perfil=Meticuloso) ENTÃO CE26,  
ou seja, em todas emoções: Estimular sua confiança e sua criatividade.

Com base no conjunto original das estratégias pedagógicas composto por 42 regras, têm-se como resultados as “melhores” regras para cada perfil de personalidade, responsáveis por promover a evolução emocional do estudante durante o processo de aprendizagem

de acordo com a pedagogia emocional proposta por (CHABOT et al., 2005). Assim, o conjunto de regras inicial foi reduzido para 15 regras distribuídas entre os nove perfis de personalidade. A partir disso, tem-se na Figura 49 o detalhamento de cada estratégia pedagógica supracitada as quais poderão ser utilizadas para atuação de agente pedagógico em um ambiente virtual de aprendizagem de acordo com o perfil de personalidade de cada estudante.



Figura 49 – Determinação das Estratégias Pedagógicas em Função do Perfil de Personalidade

Através dessas regras pré definidas e detalhadas pedagogicamente, é possível oferecer ao estudante aspectos motivacionais adequados a sua personalidade. Dessa maneira, com o estímulo personalizado as suas características, o estudante permanecerá na emoção que estimula suas habilidades de aprendizagem. Utilizando, assim, de maneira efetiva as emoções do estudante.



# CAPÍTULO 5

## Considerações Finais

Este trabalho apresentou uma modelagem afetiva do estudante baseada em emoções e perfis de personalidade onde foram levadas em consideração diferentes características afetivas (emocionais, psicológicas e motivacionais) a fim de determinar as estratégias pedagógicas adequadas a cada estudante que se encontra em um estado emocional prejudicial ao aprendizado. A modelagem afetiva do estudante foi amparada pedagogicamente pela teoria perfis de personalidade. Assim, o modelo tem como entrada as emoções do estudante que serão observadas durante todo o processo de ensino e a classificação do seu perfil de personalidade.

Na teoria perfil de personalidade (CHABOT et al., 2005), são apresentadas três dimensões psicológicas relacionadas com a aprendizagem e além disso características que representam os níveis “alto” e “baixo” de cada uma dessas dimensões. O agrupamento do níveis alto, médio e baixo atribuídos a cada dimensão caracteriza um dos nove perfis de personalidade existentes. No entanto, Chabot não apresentou nenhum questionário para extrair informações referente ao perfil de personalidade.

Com objetivo de classificar todos os perfis de personalidade, foi elaborado neste trabalho um questionário de acordo com as informações referentes a cada nível e dimensões baseado nas características de cada perfil expostas na teoria de perfis de personalidade. Como resultados, apresentou-se três versões de questionário. Cada versão foi revisada até alcançar um questionário final responsável por armazenar características psicológicas de cada estudante.

A representação apropriada de armazenamento das respostas ao questionário foi ordenada de acordo com a combinação de cada nível. Além disso, para a classificação de cada perfil, foram desenvolvidos três conjuntos de treinamento com amostras aleatórias constituídos por exemplos que representam as possibilidades de respostas de cada perfil de personalidade. Assim, desenvolveu-se uma Rede Neural Artificial para a classificação de cada perfil de personalidade, treinada e validada a partir desses três conjuntos de treinamento.

Além disso, efetuou-se uma análise experimental da rede neural para cada versão do

questionário, com intuito de apresentar a base de treinamento e arquitetura neural ótimas para a classificação dos perfis de personalidade do estudante. Os resultados obtidos foram considerados precisos para uma integração em ambientes de aprendizagem, com uma taxa de classificação de 97.28% de acurácia obtidos sobre uma arquitetura neural composta por 62 neurônios na camada de entrada, 1 camada intermediária com 20 neurônios e 9 neurônios na camada de saída treinada com 10.000 exemplos.

Para a personalização das recomendações pedagógicas, foi feita uma associação das seis emoções básicas com os conselhos ao educador relacionados com a teoria e, a partir disso, foram selecionados um conjunto de aspectos motivacionais responsáveis pela aproximação do estudante de determinado perfil da emoção favorável ao aprendizado. A redução do conjunto de regras pedagógicas (estratégias pedagógicas) foi feita utilizando árvore de decisão, uma vez que, sobre a construção da árvore de decisão possibilitou a determinação das melhores regras referente a cada classe (perfil).

Assim, possibilitou o desenvolvimento da modelagem afetiva do tipo esteriótipos que utiliza teoria afetiva perfis de personalidade e técnicas de aprendizagem de máquina para a validação computacional da teoria utilizada, possibilitando assim a personalização dos estímulos e/ou motivação oferecidos ao estudante de maneira individualizada em ambientes de aprendizagem.

## **5.1 Principais Contribuições**

As principais contribuições deste trabalho através da confirmação das hipóteses de pesquisa expostas na Seção 1.3 foram:

- Um modelo afetivo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade
- Elaboração do questionário referente a teoria perfis de personalidade
- Classificação dos nove perfis de personalidade
- Determinação de estratégias pedagógicas personalizadas a cada perfil
- Validação computacional da teoria perfis de personalidade

## **5.2 Trabalhos Futuros**

Através da validação computacional do modelo do estudante, tem-se como trabalhos futuros a integração das estratégias pedagógicas referente a determinado perfil como regras de atuação para um agente pedagógico em um ambiente computacional de aprendizagem. Assim, o agente receberá as informações referentes a classificação do perfil de

personalidade e emoções do estudante. Dessa maneira, ao detectar uma emoção prejudicial ao aprendizado, o agente pedagógico inicializará uma interação com o estudante através das informações armazenadas no modelo do estudante. Desse modo, será possível verificar, com estudantes reais, se o conjunto de regras definidos pela árvore de decisão conduz o estudante de determinado perfil de personalidade ao estado emocional favorável a aprendizagem.

Além disso, pretende-se utilizar as informações relacionadas aos perfis de personalidade do estudante no processo colaborativo. Para isto, poderá formar grupos de estudantes do mesmo perfil de personalidade e, observar como esses perfis reagem na execução de tarefas em grupo. Além disso, o contrário também poderá ser observado, ou seja, a observação da formação de grupos de estudo com perfis heterogêneos e, verificar os comportamentos e emoções destes estudantes no processo colaborativo.

Ainda como trabalhos futuros, pretende-se aplicar o questionário para um maior grupo de pessoas e efetuar uma análise estatística das respostas ao questionário elaborado, a fim de verificar a confiabilidade das respostas obtidas sobre questionário utilizado, bem como uma análise estatística da correlação das afirmativas que compõem o questionário proposto.

## 5.3 Contribuições em Produção Bibliográfica

Através desse trabalho os seguintes artigos foram aceitos para publicação:

- ❑ *Estudo comparativo de técnicas computacionais para classificação de emoções*, para o XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), realizado no período de 03 a 06 de Novembro de 2014, na Universidade Federal da Grande Dourados, juntamente com o Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE).
- ❑ *Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão*, para o XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), realizado no período de 26 a 30 de Outubro de 2015, juntamente com o Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE).



---

## Referências

- 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>>.
- 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>>.
- BERCHT, M. Em direção a agentes pedagógicos com dimensões afetivas. **Instituto de Informática. UFRGS. Tese de Doutorado. Porto Alegre**, p. 59, 2001.
- 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>>.
- BREIMAN, L. et al. Cart: Classification and regression trees. **Wadsworth: Belmont, CA**, v. 156, 1983.
- BURGER, J. M. Personality. **Wadsworth, 5 Ed.**, 2000.
- CHABOT, D. et al. **Pedagogia Emocional: sentir para aprender**. [S.l.]: Sá Editora, 2005.
- CHAFFAR, S.; FRASSON, C. **Inducing optimal emotional state for learning in Intelligent Tutoring Systems**. [S.l.]: Springer, 2004. 45–54 p.
- CHEN, G.; LEE, M. Detecting emotion model in e-learning system. **Proceedings of the 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics**, Taichung, Taiwan, p. 40–54, 2012.
- CHRYSAFIADI, K.; VIRVOU, M. **Advances in Personalized Web-Based Education**. [S.l.]: Springer, 2015.
- CLONINGER, C. R.; SVRAKIC, D. M.; PRZYBECK, T. R. A psychobiological model of temperament and character. **Archives of general psychiatry**, American Medical Association, v. 50, n. 12, p. 975–990, 1993.

DANTAS A., M. S. L. et al. Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão. **XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2015)**, p. 1102, 2015.

DARWIN, C. The expression of the emotions in man and animals. University of Chicago press, v. 526, 1965.

DORÇA, F. A. **Um Sistema Inteligente Multiagente para Educação a Distância Apoiado em Web**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2004.

DURKIN, J. Designing an induction expert system. **AI EXPERT.**, v. 6, n. 12, p. 28–35, 1991.

EKMAN, P.; FRIESEN, W. Facial action coding system. In: . [S.l.]: Palo, 1978.

FROZZA, R. et al. Agentes pedagógicos emocionais atuando em um ambiente virtual de aprendizagem. **RENOTE**, v. 9, n. 1, 2011.

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.

GOLEMAN, D. **Emotional intelligence**. [S.l.]: Bantam, 1995.

GU, X. et al. Design of emotional intelligent tutor system based on hmm. **Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC 2010)**, v. 6, p. 1984–1988, 2010.

HALL, C. S.; LINZEY, G.; CAMPBELL, J. B. Theories of personality. John Wiley Sons, Inc., 1998.

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

HOWARD, G. Frames of mind: The theory of multiple intelligences. **NY: Basics**, 1983.

IZARD, C. E. Emotion-cognition relationships and human development. **Emotions, cognition, and behavior**, p. 17–37, 1984.

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.

JAQUES, P.; VICARI, R. Pat: um agente pedagógico animado para interagir efetivamente com o aluno. **RENOTE**, v. 3, n. 1, 2005.

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.

- JACQUES, P. A. et al. Computação afetiva aplicada a educação: Dotando sistemas tutores inteligentes de habilidades sociais. **Anais do Workshop de Desafios da Computação Aplicada à Educação**, p. 50–59, 2012.
- 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.
- 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.
- KUMAR, N.; REDDY, G. O.; CHATTERJI, S. Evaluation of best first decision tree on categorical soil survey data for land capability classification. **International Journal of Computer Applications**, Citeseer, v. 72, n. 4, 2013.
- MAYER, J. D. Emotional intelligence and everyday life. **A field guide to emotional intelligence**. Em: **J. Ciarrochi, J. P. Forgas, J. D. Mayer (Eds.)**, New York: Psychology Press, 2001.
- MAYER, J. D.; SALOVEY, P. What is emotional intelligence? **Emotional Development and Emotional Intelligence: Educational Implications**, Basic Books, p. 1, 1997.
- MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, p. 115–133, 1943.
- MITCHELL, P. D.; GROGONO, P. D. Modelling techniques for tutoring systems. **Computers & Education**, Elsevier, v. 20, n. 1, p. 55–61, 1993.
- 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.
- NUNES, M. A. et al. Computação afetiva e sua influência na personalização de ambientes educacionais: gerando equipes compatíveis para uso em aulas na ead. **Educação E Ciberespaço: Estudos, Propostas E Desafios.**, v. 1, p. 308–347, 2010.
- OLIVEIRA, A. F. N. de. **Uma metodologia de uso de técnicas de indução para criação de regras de sistemas especialistas**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2001.
- ORTONY, A. **The cognitive structure of emotions**. [S.l.]: Cambridge university press, 1990.
- PERVIN, L. A.; JOHN, O. P. **Personalidade: teoria e pesquisa**. [S.l.]: Artmed, 2008.
- QUINLAN, J. R. Induction of decision trees. **Machine learning**, Springer, v. 1, n. 1, p. 81–106, 1986.
- REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. [S.l.]: Editora Manole Ltda, 2003.

RICARDO, A. F. et al. Motivação para a aprendizagem da matemática e sua relação com percepção de clima de sala de aula. **12.º Colóquio Internacional de Psicologia e Educação: Educação, aprendizagem e desenvolvimento: Olhares contemporâneos através da investigação e da prática**, ISPA-Instituto Universitário, p. 1153–1168, 2012.

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.

ROMÃO, W.; FREITAS, A. A.; PACHECO, R. dos S. Uma revisão de abordagens genético-difusas para descoberta de conhecimento em banco de dados. **Acta Scientiarum**, v. 22, n. 5, p. 1347–1359, 2000.

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.

RUSSELL, J. A. A circumplex model of affect. **Journal of Personality and Social Psychology**, v. 39, n. 6, p. 1161–1178, 1980.

SALOVEY, P.; MAYER, J. D. Emotional intelligence. **Imagination, cognition and personality**, Sage Publications, v. 9, n. 3, p. 185–211, 1990.

SHEN, L.; WANG, M.; SHEN, R. Affective e-learning: Using emotional data to improve learning in pervasive learning environment. **Educational Technology & Society**, v. 12, n. 2, p. 176–189, 2009.

SHI, H. **Best-first decision tree learning**. Tese (Doutorado) — Citeseer, 2007.

SILVA, F. et al. Computer-assisted eeg diagnosis: pattern recognition and brain mapping. 3ed. Williams & Wilkins, 1993.

SILVA, G. T. Adaptação em um sistema educacional hipermídia baseada na classificação de perfis de usuários: Gisele trentin da silva; orientadora, marta costa rosatelli. Universidade Federal de Santa Catarina - Florianópolis, SC, 2005.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais: para engenharia e ciência aplicada**. [S.l.]: ArtLiber, São Paulo, 2010.

SILVA, M. J. M. R. d. A inteligência emocional como factor determinante nas relações interpessoais: emoções, expressões corporais e tomadas de decisão. 2010.

SOLDZ, S.; VAILLANT, G. E. The big five personality traits and the life course: A 45-year longitudinal study. **Journal of Research in Personality**, Elsevier, v. 33, n. 2, p. 208–232, 1999.

STIPEK, D. J. **Motivation to learn: Integrating theory and practice**. [S.l.]: Allyn & Bacon, 2002.

VYGOTSKY, L. **Thought and language (A. Kozulin, ed.)**. [S.l.]: Cambridge, MA: MIT Press, 1962.

WEKA. **Weka 3: Data Mining Software in Java.** 2014.  
[Http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/](http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/). Acesso em: 21 jul. 2014.

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



## Anexos



**ANEXO A**

---

**Questionário Perfis de Personalidade**

1. Você tem forte necessidade de novas sensações?

( ) Sim ( ) Não

2. Você tem forte necessidade de estímulos?

( ) Sim ( ) Não

3. Você se arrisca fisicamente?

( ) Sim ( ) Não

4. Você se considera uma pessoa impulsiva?

( ) Sim ( ) Não

5. Você se considera uma pessoa desorganizada?

( ) Sim ( ) Não

6. Você se entendia facilmente com a rotina?

( ) Sim ( ) Não

7. Você se considera uma pessoa entusiasmada?

( ) Sim ( ) Não

8. Você se compromete rapidamente?

( ) Sim ( ) Não

9. Você gosta de mudanças?

( ) Sim ( ) Não

10. Você é uma pessoa curiosa?

( ) Sim ( ) Não

11. Você é uma pessoa reflexiva?

( ) Sim ( ) Não

12. Você é uma pessoa muito organizada?

( ) Sim ( ) Não

13. Você tolera bem a monotonia?

( ) Sim ( ) Não

14. Você é lento para aceitar novos métodos de fazer as coisas?

( ) Sim ( ) Não

15. Você é uma pessoa paciente?

( ) Sim ( ) Não

16. Você se desestabiliza diante de mudanças?

( ) Sim ( ) Não

17. Você é lento para aceitar novas idéias?

( ) Sim ( ) Não

18. Você se considera uma pessoa reservada?

( ) Sim ( ) Não

19. Você é uma pessoa prudente?

( ) Sim ( ) Não

20. Você é uma pessoa nervosa?

( ) Sim ( ) Não

21. Você tem medo do fracasso?

( ) Sim ( ) Não

22. Você tolera mal as incertezas (situações pouco familiares)?

( ) Sim ( ) Não

23. Você é ansioso (angustiado) diante do desconhecido?

( ) Sim ( ) Não

24. Você é pessimista?

( ) Sim ( ) Não

25. Você é tímido?

( ) Sim ( ) Não

26. Você é uma pessoa que falta-lhe confiança em si mesmo?

( ) Sim ( ) Não

27. Você evita desconhecidos?

( ) Sim ( ) Não

28. Você precisa de sinais concretos de aceitação dos outros?

( ) Sim ( ) Não

29. Você se considera uma pessoa que está sempre cansada (Tem pouca energia)?

( ) Sim ( ) Não

30. Você é uma pessoa que planeja tudo minuciosamente (Examina cada detalhe)?

( ) Sim ( ) Não

31. Você é uma pessoa despreocupada?

( ) Sim ( ) Não

32. Você é uma pessoa tranquila?

( ) Sim ( ) Não

33. Você se considera uma pessoa corajosa?

( ) Sim ( ) Não

34. Você é uma pessoa extremamente otimista?

( ) Sim ( ) Não

35. Você é ousado (a) ?

( ) Sim ( ) Não

36. Você é extrovertido (a) ?

( ) Sim ( ) Não

37. Você é confiante diante do perigo?

( ) Sim ( ) Não

38. Você é imprudente?

( ) Sim ( ) Não

39. Você é confiante mesmo diante da incerteza?

( ) Sim ( ) Não

40. Você é uma pessoa dinâmica?

( ) Sim ( ) Não

41. Você tem necessidade da aprovação do outro?

( ) Sim ( ) Não

42. Você tem necessidade de apoio?

( ) Sim ( ) Não

43. Você necessita de recompensas diante de alguma situação?

( ) Sim ( ) Não

44. Você é uma pessoa sensível?

( ) Sim ( ) Não

45. Você busca contatos sociais?

( ) Sim ( ) Não

46. Você estabelece facilmente contatos amigáveis?

( ) Sim ( ) Não

47. Você expressa facilmente suas emoções?

( ) Sim ( ) Não

48. Você expressa facilmente seus sentimentos?

( ) Sim ( ) Não

49. Você é uma pessoa compreensiva?

( ) Sim ( ) Não

50. Você tem facilidade de se colocar no lugar do outro?

( ) Sim ( ) Não

51. Você é influenciável?

( ) Sim ( ) Não

52. Você perde facilmente a objetividade?

( ) Sim ( ) Não

53. Você se considera uma pessoa fria?

( ) Sim ( ) Não

54. Você é socialmente insensível?

( ) Sim ( ) Não

55. Você se considera uma pessoa distante?

( ) Sim ( ) Não

56. Você é uma pessoa solitária?

( ) Sim ( ) Não

57. Você tem poucas afinidades com os outros?

( ) Sim ( ) Não

58. Você não tem necessidade de agradar aos outros?

( ) Sim ( ) Não

59. Você não tem necessidade de ser aceito?

( ) Sim ( ) Não

60. É difícil se comunicar contigo?

( ) Sim ( ) Não

61. Você é uma pessoa egocêntrica?

( ) Sim ( ) Não

62. Você tem pouca compaixão pelo outro?

( ) Sim ( ) Não