

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA  
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Rafael Rodrigues Viana

DESENVOLVIMENTO DE MODELO DE INFERÊNCIA DE  
CONHECIMENTO BASEADO NAS EXPRESSÕES FACIAIS E NOS  
COMPORTAMENTOS OBSERVÁVEIS

Santa Cruz do Sul

2015

Rafael Rodrigues Viana

**DESENVOLVIMENTO DE MODELO DE INFERÊNCIA DE  
CONHECIMENTO BASEADO NAS EXPRESSÕES FACIAIS E NOS  
COMPORTAMENTOS OBSERVÁVEIS**

Trabalho de Conclusão de  
Curso II apresentado ao Curso de  
Ciência da Computação da  
Universidade de Santa Cruz do Sul para  
obtenção parcial do título de Bacharel  
em Ciência da Computação.

Orientadoras: Prof<sup>ª</sup>. Me. Marcia Elena Jochims Kniphoff da Cruz  
Prof<sup>ª</sup>. Dra. Rejane Frozza

Santa Cruz do Sul

2015

## RESUMO

O aprendizado, por um longo período de tempo, contou somente com a razão como base para seu desenvolvimento, contudo estudos comprovam que a emoção é parte essencial para o processo da construção do conhecimento. Sistemas computacionais compreendem, hoje, recursos para auxiliar no reconhecimento de emoções em seres humanos, através das expressões faciais, por exemplo. Neste sentido, este trabalho objetivou analisar emoções, capturadas através de expressões faciais e analisadas pelo *software* FaceReader, juntamente com os comportamentos observáveis de estudantes, através do uso de um ambiente virtual de aprendizagem. Sobre estes dados foi proposto um modelo de inferência de aquisição do conhecimento considerando o desempenho nos exercícios. Como referencial teórico este trabalho apresenta definições de emoções, modelos de emoções básicas e métodos de reconhecimento de emoções através de computadores ou dispositivos eletrônicos. As emoções, resultantes das expressões faciais, e os comportamentos observáveis, resultantes da interação com um ambiente virtual de aprendizagem, foram capturados com o uso de um *software* de captura de tela e da imagem da *webcam*. Estes dados foram tratados e relacionados, mostrando quais emoções ocorreram durante a realização de cada comportamento observável. Este trabalho permitiu, além da criação do modelo de inferência, a análise de quais comportamentos e emoções que foram mais importantes no processo de construção do conhecimento.

**Palavras-chave:** Ambientes virtuais de aprendizagem, redes neurais artificiais, expressões faciais, comportamentos observáveis.

## **ABSTRACT**

Learning, for a long time, had only reason as basement for its development, but studies prove emotion is an essential part in the process of the construction of knowledge. Currently, computational systems have resources to aid emotion recognition in humans, through facial expressions, for example. In this respect, this work wants to analyze the emotions, captured through facial expressions and analyzed by FaceReader software, together with student's observable behaviors in a virtual learning environment. Using these data was proposed a model for inference the construction of knowledge considering the exercise performance. As theoretical framework this work introduces definitions of emotion, basic emotions models, and techniques to recognize emotions through computers or electronic devices. The emotions, from facial expressions, and observable behavior, from the interaction with a virtual learning environment, were recorded using a screen recorder's software and with the webcam. These data were treated and related to show which emotions happened during each observable behavior. This work allowed, besides the creation of a model for inference, the analysis of which behaviors and emotions were more important in the process of the construction of knowledge.

**Keywords:** Virtual Learning Environment, artificial neural networks, facial expressions, observable behaviors.

## **LISTA DE SIGLAS**

AU – Action Unit

AVA – Ambiente de Aprendizagem Virtual

BDI – Belief, Desire, Intention

FACS – Facial Action Coding System

FP – Fisher Projection

IDE – Integrated Development Environment

KNN – K-Nearest Neighbors

RNA – Rede Neural Artificial

SDK – Software Development Kit

SFFS – Sequential Floating Forward Search

STI – Sistema Tutor Inteligente

SVM – Support Vector Machine

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Áreas de pesquisa da computação afetiva.....	16
Figura 2 – Principais teorias para representação de emoções e seus principais autores .....	21
Figura 3 – Fluxo de avaliação de emoção de acordo com a teoria appraisal .....	22
Figura 4 – Diagrama OCC.....	24
Figura 5 – Ferramenta de ensino de algoritmos .....	26
Figura 6 – Fluxo da ferramenta com os recursos de apoio ao aluno .....	27
Figura 7 – Exemplos de animação do agente PAT.....	28
Figura 8 – Execução dos algoritmos em um quadro de vídeo.....	30
Figura 9 – Estrutura da rede neural RNA-EMO.....	33
Figura 10 – Exemplos de sinais fisiológicos raiva (esquerda) e tristeza (direita).....	36
Figura 11 – Padrões de postura corporal .....	37
Figura 12 – Tela inicial do AVA desenvolvido pelo grupo de pesquisa da UNISC .....	41
Figura 13 – Caixa de diálogo para o estudante selecionar o seu estado emocional atual .....	42
Figura 14 – Ambiente de aprendizado MetaTutor.....	43
Figura 15 – Tela inicial do AVA da Unisc.....	46
Figura 16 – Página com conteúdo sobre direção preventiva .....	48
Figura 17 – Síntese da metodologia do trabalho .....	49
Figura 18 – Imagem do Camtasia Studio .....	50
Figura 19 – Interface do FaceReader.....	52
Figura 20 – Estrutura de um projeto no FaceReader .....	52
Figura 21 – Arquivo TXT com incidência de emoções frame por frame.....	53
Figura 22 – Arquivo TXT com as mudanças de estados emocionais.....	54
Figura 23 – Resumo das emoções capturadas pelo FaceReader para cada participante .....	55
Figura 24 – Ferramenta para auxiliar o registro do comportamentos observáveis.....	57

Figura 25 – Registro de comportamento observável.....	57
Figura 26 – Modelagem do banco de dados .....	58
Figura 27 – Formato do arquivo de emoções .....	61
Figura 28 – Emoção de cada participante para cada comportamento no ambiente.....	62
Figura 29 – Perceptron multi-camadas (MLP) .....	65
Figura 30 – Modelo de RNA para resolução exercício 3 da aula 2.....	66
Figura 31 – Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 1 .....	86
Figura 32 – Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 1 .....	86
Figura 33 – Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 1 .....	86
Figura 34 – Emoções durante a audição do áudio da página 2, aula 1 .....	86
Figura 35 – Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 2 .....	86
Figura 36 – Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 2 .....	87
Figura 37 – Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 2 .....	87
Figura 38 – Emoções durante a visualização do vídeo da aula 2 .....	87
Figura 39 – Emoções durante o exercício 1, da aula 2 .....	87
Figura 40 – Emoções durante o exercício 2, da aula 2 .....	87
Figura 41 – Emoções durante o exercício 3, da aula 2 .....	88
Figura 42 – Emoções durante o exercício 4, da aula 2 .....	88
Figura 43 – Emoções durante o exercício 5, da aula 2 .....	88
Figura 44 – Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 2 .....	88
Figura 45 – Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 3 .....	88
Figura 46 – Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 3 .....	89
Figura 47 – Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 3 .....	89
Figura 48 – Emoções durante a audição do áudio da página 2, da aula 3 .....	89
Figura 49 – Emoções durante a leitura do texto da página 3, da aula 3 .....	89
Figura 50 – Emoções durante a audição do áudio da página 3, da aula 3 .....	89

Figura 51 – Emoções durante a visualização do vídeo da aula 3 .....	90
Figura 52 – Emoções durante o exercício 1 da aula 3 .....	90
Figura 53 – Emoções durante o exercício 2 da aula 3 .....	90
Figura 54 – Emoções durante o exercício 3 da aula 3 .....	90
Figura 55 – Emoções durante o exercício 4 da aula 3 .....	90
Figura 56 – Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 3 .....	91
Figura 57 – Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 4 .....	91
Figura 58 – Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 4 .....	91
Figura 59 – Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 4 .....	91
Figura 60 – Emoções durante a visualização do vídeo da aula 4 .....	91
Figura 61 – Emoções durante o exercício 1 da aula 4 .....	92
Figura 62 – Emoções durante o exercício 2 da aula 4 .....	92
Figura 63 – Emoções durante o exercício 3 da aula 4 .....	92
Figura 64 – Emoções durante o exercício 4 da aula 4 .....	92
Figura 65 – Emoções durante o exercício 5 da aula 4 .....	92
Figura 66 – Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 4 .....	93
Figura 67 – Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 5 .....	93
Figura 68 – Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 5 .....	93
Figura 69 – Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 5 .....	93
Figura 70 – Emoções durante a visualização do vídeo da aula 5 .....	93
Figura 71 – Emoções durante o exercício 1 da aula 5 .....	94
Figura 72 – Emoções durante o exercício 2 da aula 5 .....	94
Figura 73 – Emoções durante o exercício 3 da aula 5 .....	94
Figura 74 – Emoções durante o exercício 4 da aula 5 .....	94
Figura 75 – Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 5 .....	94

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 – Diferentes modelos de emoções básicas.....	<b>18</b>
Tabela 2 – Emoções básicas, segundo (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982) .....	<b>19</b>
Tabela 3 – Resultado da precisão das emoções .....	<b>31</b>
Tabela 4 – Descrição dos estados das características faciais.....	<b>32</b>
Tabela 5 – Trabalhos desenvolvidos no AVA.....	<b>47</b>
Tabela 6 – Descrição dos dados do gráfico apresentado na figura 22.....	<b>56</b>
Tabela 7 – Estrutura do arquivo de estados emocionais do FaceReader.....	<b>61</b>
Tabela 8 – Aproveitamento dos participantes nos exercícios.....	<b>63</b>
Tabela 9 – Fonte de conteúdo para resolução de exercício .....	<b>64</b>
Tabela 10 – Comportamentos e emoções do exercício 3 da aula 2.....	<b>65</b>
Tabela 11 – Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 2.....	<b>67</b>
Tabela 12 – Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 3.....	<b>67</b>
Tabela 13 – Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 4.....	<b>68</b>
Tabela 14 – Comportamentos e emoções do exercício 3 da aula 4.....	<b>68</b>
Tabela 15 – Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 4.....	<b>68</b>
Tabela 16 – Comportamentos e emoções do exercício 5 da aula 4.....	<b>69</b>
Tabela 17 – Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 5.....	<b>69</b>
Tabela 18 – Comportamentos e emoções do exercício 2 da aula 5.....	<b>69</b>
Tabela 19 – Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 5.....	<b>70</b>

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>15</b>
<b>2.1</b>	<b>Emoções: definição e contexto</b> .....	<b>15</b>
<b>2.2</b>	<b>Computação afetiva: estado da arte</b> .....	<b>16</b>
<b>2.3</b>	<b>Modelos de emoções básicas</b> .....	<b>17</b>
<b>2.4</b>	<b>Teorias de emoções</b> .....	<b>21</b>
<b>3</b>	<b>MÉTODOS DE RECONHECIMENTO DE EMOÇÕES</b> .....	<b>25</b>
<b>3.1</b>	<b>Reconhecimento através de comportamentos observáveis</b> .....	<b>25</b>
<b>3.1.1</b>	<b>Ensino de algoritmos: Detecção de Estado Afetivo de Frustração para apoio ao Processo de Aprendizagem (IEPSEN, 2013)</b> .....	<b>25</b>
<b>3.1.2</b>	<b>Avaliando a efetividade de um agente pedagógico animado emocional (JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008)</b> .....	<b>27</b>
<b>3.2</b>	<b>Reconhecimento através de expressões faciais</b> .....	<b>29</b>
<b>3.2.1</b>	<b>Um Sistema de Reconhecimento de Expressões Faciais para Apoiar um Ambiente Virtual de Aprendizagem (DINIZ <i>et al.</i>, 2013)</b> .....	<b>29</b>
<b>3.2.2</b>	<b>Classificação de emoções básicas através de imagens capturadas em vídeos de baixa resolução (OLIVEIRA e JAQUES, 2013)</b> .....	<b>31</b>
<b>3.3</b>	<b>Reconhecimento através de sinais fisiológicos</b> .....	<b>34</b>
<b>3.3.1</b>	<b>Emotion Recognition system using short-term monitoring of physiological signals (KIM, BANG e KIM, 2004)</b> .....	<b>34</b>
<b>3.3.2</b>	<b>Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State (PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001)</b> .....	<b>35</b>
<b>3.4</b>	<b>Reconhecimento através de postura corporal</b> .....	<b>36</b>
<b>3.4.1</b>	<b>Automated Posture Analysis for Detecting Learner's Interest Level (MOTA e PICARD, 2003)</b> .....	<b>37</b>
<b>3.5</b>	<b>Tabela comparativa dos métodos de reconhecimento estudados</b> .....	<b>38</b>

<b>4</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS .....</b>	<b>41</b>
<b>4.1</b>	<b>Aspectos emocionais e cognitivos de estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem (SCHERER, 2014) .....</b>	<b>41</b>
<b>4.2</b>	<b>A multi-componential analysis of emotion during complex learning with an intelligent multi-agent system (HARLEY <i>et al.</i>, 2015).....</b>	<b>43</b>
<b>4.3</b>	<b>Considerações .....</b>	<b>44</b>
<b>5</b>	<b>METODOLOGIA .....</b>	<b>46</b>
<b>5.1</b>	<b>Estudo de caso .....</b>	<b>46</b>
<b>5.2</b>	<b>Coleta de dados .....</b>	<b>49</b>
<b>5.3</b>	<b>Tratamento das expressões faciais .....</b>	<b>50</b>
<b>5.4</b>	<b>Tratamento dos comportamentos observáveis .....</b>	<b>56</b>
<b>6</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>60</b>
<b>6.1</b>	<b>Combinação da análise das expressões faciais com os comportamentos observáveis .....</b>	<b>60</b>
<b>6.2</b>	<b>Redes Neurais Artificiais .....</b>	<b>64</b>
<b>6.3</b>	<b>Modelo de inferência da aquisição do conhecimento .....</b>	<b>65</b>
<b>7.</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>72</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>75</b>
	<b>ANEXO A – ATRIBUTOS DE COMPORTAMENTO OBSERVÁVEL .....</b>	<b>83</b>
	<b>ANEXO B – GRÁFICOS DE EMOÇÕES PARA COMPORTAMENTO NO AMBIENTE .....</b>	<b>86</b>

# 1 INTRODUÇÃO

O processo de construção do conhecimento é uma questão a ser mais estudada junto a ambientes virtuais de aprendizagem, visando melhorias no processo de aprendizagem através de interação. As emoções são essenciais para um aprendizado mais eficaz, pois refletem estados de motivação ou desânimo dos estudantes, que podem ser capturados e analisados pelo ambiente virtual durante as interações.

Não há uma definição única do que é uma emoção, já que ela foi definida de maneiras diferentes por autores, como (SCHERER, 2000), (LAZARUS, 1991) e (DAMASIO, 1996). Mas, a importância dela para os processos cognitivos, como a construção do conhecimento, é destacada em diversos trabalhos, como (IZARD, 1984), (DAMASIO, 1996), (PIAGET, 1986) e (VYGOTSKY, 1986).

Ao observar a importância da emoção em vários aspectos da vida, como no aprendizado e nas tomadas de decisões, pesquisadores da área de Inteligência Artificial iniciaram estudos sobre maneiras de inserir a emoção em sistemas computacionais, já que, por exemplo, com o reconhecimento das expressões faciais causadas por emoções, os sistemas podem se adaptar às características cognitivas dos usuários. A partir disso, surgiu uma nova área de pesquisa na Inteligência Artificial, denominada de “Computação Afetiva”, que se divide em duas linhas de pesquisa: o reconhecimento das emoções do usuário e a expressão/simulação de emoções por máquinas. Neste trabalho, se utilizou do reconhecimento das emoções do usuário.

O reconhecimento das emoções pode ser feito através de diferentes métodos, os mais utilizados são: reconhecimento das expressões faciais (DINIZ *et al.*, 2013) e (OLIVEIRA e JAQUES, 2013), uso de sinais fisiológicos (como batimentos cardíacos, condutividade da pele, tensão dos músculos) (KIM, BANG e KIM, 2004) e (PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001), ou, através de comportamentos observáveis (ações do usuário no sistema) (IEPSEN, 2013) e (JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008).

Neste trabalho, optou-se pelo reconhecimento das emoções através das expressões faciais. As expressões faciais foram analisadas com o *software* FaceReader<sup>1</sup> que retorna as emoções: alegria, tristeza, surpresa, medo, nojo, raiva ou neutro. Essas

---

<sup>1</sup> [www.noldus.com](http://www.noldus.com)

informações foram combinadas com as informações das ações dos usuários sobre o sistema, como: tempo que ficou na página de conteúdo, número de erros e acertos nas questões, se visualizou vídeo da aula, entre outras variáveis de uso do sistema.

A combinação dessas informações permitiu uma análise da influência dos comportamentos observáveis e das emoções durante a aquisição do conhecimento, assim como, a proposta de um modelo para relacionar os comportamentos e emoções que mais impactam neste processo.

Desta maneira, é possível usar estas informações para incentivar o estudante, como, por exemplo, quando estiver com um estado emocional negativo pode-se incentivá-lo positivamente, ou quando estiver com um estado emocional positivo pode-se parabenizá-lo.

O reconhecimento foi realizado para fazer inferências sobre a experiência de estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem (AVA). De acordo com o Ministério da Educação, ambientes virtuais de aprendizagem são:

programas que permitem o armazenamento, a administração e a disponibilização de conteúdos no formato Web. Dentre esses, destacam-se: aulas virtuais, objetos de aprendizagem, simuladores, fóruns, salas de bate-papo, conexões a materiais externos, atividades interativas, tarefas virtuais (webquest), modeladores, animações, textos colaborativos (wiki). (BRASIL, 2007).

Os ambientes virtuais de aprendizagem se tornaram uma ferramenta importante no processo de ensino-aprendizagem, possibilitando uma interação mais intensa entre estudantes e professores, com a troca de informações e comunicação realizadas no ambiente.

Desta forma, o objetivo principal foi desenvolver um modelo de inferência de conhecimento, por meio da análise das expressões faciais e dos comportamentos observáveis dos usuários na sua interação com ambiente virtual de aprendizagem.

Para realizar este trabalho, consideraram-se os seguintes objetivos específicos:

- Estudar modelos que consideram as emoções possíveis de serem expressas. O objetivo foi trabalhar com as emoções que influenciam o processo de aprendizagem e que podem ser detectadas.
- Estudar e utilizar o ambiente virtual de aprendizagem do projeto de pesquisa vinculado ao Departamento de Informática da UNISC (FROZZA *et al.*,

2009); (FROZZA *et al.*, 2011), (SILVA *et al.*, 2010), (SCHREIBER *et al.*, 2010), (BORIN *et al.*, 2012), (GRIESANG, 2013).

- Estudar trabalhos relacionados ao uso da análise de emoções, a partir das expressões faciais e de comportamentos observáveis em ambientes virtuais de aprendizagem, assim como, as técnicas utilizadas.
- Analisar o modelo de classificação facial - FACS (EKMAN e FRIESEN, 1978): Este modelo analisa expressões faciais humanas, conforme os movimentos dos músculos da face.
- Estudar e utilizar o *software* FaceReader para a detecção de expressões faciais.
- Desenvolver um modelo de inferência de conhecimento baseado nas expressões faciais e nos comportamentos observáveis, a fim de relacionar a emoção e o conhecimento resultante dos exercícios, por meio da técnica de rede neural artificial.
- Analisar o modelo de inferência desenvolvido.

O texto está organizado da seguinte forma: O capítulo 2 aborda o referencial teórico referente aos estudos realizados sobre emoções; o capítulo 3 descreve os principais métodos para reconhecimento de emoções juntamente com trabalhos realizados; o capítulo 4 apresenta trabalhos relacionados; o capítulo 5 apresenta a metodologia utilizada; o capítulo 6 demonstra o desenvolvimento do trabalho por meio da análise das expressões faciais e dos comportamentos observáveis resultantes da interação com ambiente virtual de aprendizagem; por fim, são apresentadas as conclusões e trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo apresenta os conceitos relativos às emoções, suas definições conforme alguns autores e a sua importância para processos cognitivos. Também é descrita a área da Computação Afetiva, a definição de emoções básicas segundo os principais autores e os principais modelos para representar as emoções sistematicamente.

### 2.1 Emoções: definição e contexto

De acordo com (SCHERER, 2000) a emoção é um episódio breve, com uma alta intensidade inicial, mas que vai diminuindo até desaparecer, e, é disparada através de um evento externo (comportamento de outra pessoa, por exemplo) ou de um evento interno (uma sensação, por exemplo). A emoção é definida também por outros autores, entre eles (LAZARUS, 1991) e (DAMASIO, 1996).

Trabalhos de psicólogos e neurologistas têm destacado a importância da emoção (afetividade) em atividades cognitivas, como, por exemplo, o aprendizado. Os trabalhos de (IZARD, 1984) mostram que emoções negativas induzidas prejudicam o desempenho em tarefas cognitivas, e emoções positivas aumentam este desempenho.

Também (DAMASIO, 1996) propõe uma separação das emoções em *iniciais primárias* e *adultas secundárias*. As emoções primárias se referem a estímulos do ambiente que, primeiramente, geram uma resposta emocional e em sequência ativam um estado cognitivo; já as emoções secundárias são iniciadas por pensamentos cognitivos e, então, ocorre uma resposta física com o entendimento do evento, como, por exemplo, encontrar um amigo que não encontra há muito tempo. Segundo Damásio, a emoção exerce um papel importante na tomada de decisões. Ele verificou que pessoas com lesões cerebrais em regiões relacionadas com as emoções perdiam a capacidade de tomar decisões.

Pesquisadores da área da educação também acreditam no papel da afetividade na aprendizagem, de acordo com (PIAGET, 1989) “certamente a afetividade ou sua privação podem ser a causa de aceleração ou atraso no desenvolvimento cognitivo”, por exemplo, estudantes que possuem dificuldades em matemática, não possuem um melhor desempenho por um bloqueio afetivo. E (VYGOTSKY, 1986) concluiu que “as

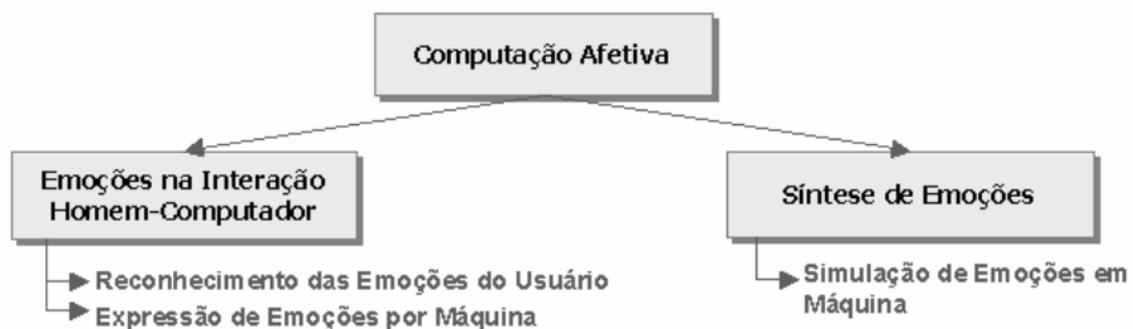
emoções fazem parte ativa no funcionamento mental geral”.

Devido a este importante papel da afetividade na aprendizagem, pesquisadores têm estudado técnicas de Inteligência Artificial, de modo a tornar os sistemas computacionais personalizados também aos estados afetivos do usuário. Assim, a Computação Afetiva tornou-se uma nova área de pesquisa da Computação.

## 2.2 Computação afetiva: estado da arte

Computação afetiva é a “computação que está relacionada com o que surge de, ou deliberadamente influencia as emoções” (PICARD, 1997). Os estudos nesta área estão divididos em duas grandes áreas: o reconhecimento das emoções do usuário e a expressão/simulação de emoções por máquinas, conforme apresentado na figura 1.

Figura 1. Áreas de pesquisa da computação afetiva.



Fonte: (JAQUES e VICARI, 2005b).

A primeira área de estudos da Computação Afetiva, o reconhecimento das emoções do usuário, é importante para que os sistemas computacionais possam se adaptar ao estado emocional atual de cada usuário. Por exemplo, em ambientes virtuais de aprendizagem quando um estudante erra um exercício ele pode ficar frustrado e desistir da atividade. Ao identificar esta frustração o sistema pode recomendar outro exercício similar com um grau de dificuldade menor ou um vídeo com uma explicação complementar à questão, a fim de auxiliar o usuário em sua frustração e não deixá-lo desistir das atividades propostas.

De acordo com a teoria de emoções *appraisal* (SCHERER, 1999), as pessoas podem expressar emoções diferentes a partir do mesmo estímulo, ou seja, enquanto um estudante está assistindo a um vídeo de matemática e feliz por estar conseguindo entender o assunto que antes não entendia, outro pode estar assistindo a este mesmo

vídeo de matemática e confuso com tantas fórmulas que ele não entende. Por isso, segundo (JAQUES e VICARI, 2005b) é importante que os sistemas computacionais, além do histórico cognitivo do estudante, mantenham um histórico afetivo, para atingir uma maior precisão no reconhecimento das emoções e tomar melhores decisões, considerando o histórico de cada estudante.

A outra grande área de estudo da Computação Afetiva é a síntese das emoções, ou seja, permitir que máquinas expressem emoções similares às humanas. Os principais estudos desta área têm sido para a criação de robôs sociáveis. Mas, também têm sido aplicados na área de educação para o desenvolvimento de agentes pedagógicos. Esses agentes são normalmente personagens modelados em 3D que estão disponíveis nos ambientes virtuais de aprendizagem.

Segundo (IZARD, 1984), tutores humanos que expressam emoções mantêm seus estudantes mais motivados. Estes tutores virtuais são chamados de agentes pedagógicos, já que desempenham a função de acompanhar os estudantes durante a utilização do ambiente virtual, além de sugerir atividades e motivá-los a continuar no processo de interação. Diversos agentes pedagógicos já foram criados com diferentes finalidades, entre eles pode-se citar: a DÓRIS (FROZZA *et al.*, 2009), a PAT (JAQUES e VICARI, 2005a) e o VINCENT (PAIVA e MACHADO, 1998).

### **2.3 Modelos de emoções básicas**

Para desenvolver os trabalhos nesta área, é necessário definir quais são as emoções abordadas. Diversos pesquisadores criaram modelos de emoções básicas, como (FRIDJA, 1986; EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH 1982; IZARD, 1971), entre outros, como apresentado na tabela 1.

**Tabela 1. Diferentes modelos de emoções básicas.**

<b>Referência</b>	<b>Emoções fundamentais (básicas)</b>
ARNOLD, 1960.	Raiva, aversão, coragem, desânimo, desejo, desespero, medo, ódio, esperança, amor, tristeza.
EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982.	Raiva, nojo, medo, alegria, tristeza e surpresa.
FRIJDA, 1986.	Desejo, felicidade, interesse, surpresa, admiração, tristeza.
GRAY, 1982.	Fúria, terror, ansiedade, alegria.
IZARD, 1971.	Raiva, desprezo, nojo, aflição, culpa, interesse, alegria, vergonha e surpresa.
JAMES, 1884.	Raiva, aflição, amor, fúria.
McDOUGALL, 1926.	Raiva, nojo, júbilo, fúria, submissão, admiração.
OATLEY e JOHNSON-LAIRD, 1987.	Dor e prazer.
PANKSEPP, 1982.	Expectativa, raiva, fúria e pânico.
PLUTCHIK, 1980.	Aceitação, raiva, antecipação, nojo, alegria, tristeza e surpresa.
TOMKINS, 1984.	Raiva, interesse, desprezo, nojo, aflição, alegria, vergonha e surpresa.
WATSON, 1930.	Raiva, amor e fúria.
WEINER e GRAHAM, 1984.	Felicidade e tristeza.

**Fonte: (ORTONY e TURNER, 1990).**

Para este trabalho, serão utilizadas como emoções básicas as definidas por (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982), os quais propõem um modelo de emoções baseado nas expressões faciais. Ele estudou fotos de tribos que ainda não haviam tido contato com outras culturas e pôde constatar seis emoções básicas universais, descritas na tabela 2.

Tabela 2. Emoções básicas, segundo (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982)

Emoção	Figura	Descrição
<b>Raiva</b>		<p>As sobrancelhas estão abaixadas e contraídas de maneira que linhas verticais aparecem entre as sobrancelhas. Os lábios estão comprimidos firmemente ou abertos de forma tensa ou como se fosse um quadrado. Pálpebras tensas produzindo um olhar duro.</p>
<b>Alegria</b>		<p>Sobrancelha e testa relaxadas. Bochechas levantadas produzindo enrugamento abaixo das pálpebras inferiores. Os cantos dos lábios levemente repuxados e um enrugamento de cada lado do nariz até os cantos dos lábios. A intensidade da emoção é amplificada se os lábios estão separados expondo os dentes.</p>
<b>Surpresa</b>		<p>Sobrancelhas levantadas e curvadas. Olhos amplamente abertos com a pálpebra superior levantada e a inferior para baixo. A mandíbula caída, mas os lábios estão relaxados.</p>

<b>Nojo</b>		<p>As sobrancelhas estão abaixadas, enquanto a pálpebra inferior está levantada, reduzindo a quantidade de olho visível e nariz enrugado. As bochechas estão levantadas. O lábio superior fica levantado, e o inferior pressionando o superior.</p>
<b>Tristeza</b>		<p>Os cantos internos das sobrancelhas estão levantados produzindo enrugamento horizontal na testa. Os cantos internos das pálpebras superiores estão levantados. Produzindo um V invertido, enrugado. Os cantos dos lábios estão abaixados e/ou os lábios estão tremendo.</p>
<b>Medo</b>		<p>As sobrancelhas estão levantadas com os lados internos juntos. Olhos bem abertos com a pálpebra superior levantada e a inferior tensa e ligeiramente levantada.</p>

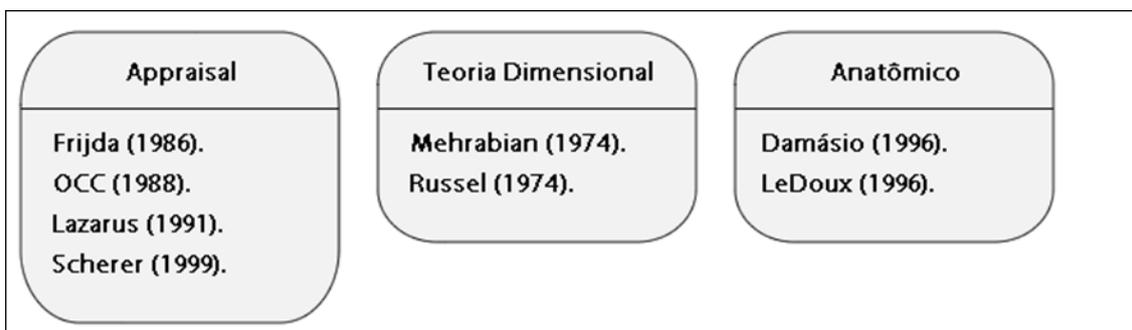
Fonte: (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH 1982)

Esta lista de emoções básicas foi expandida, incluindo emoções positivas e negativas que não estão inteiramente codificadas nas expressões faciais: diversão, desprezo, contentamento, constrangimento, excitação, culpa, orgulho, alívio, satisfação e vergonha em (EKMAN, 1999).

## 2.4 Teorias de emoção

Historicamente, diversos modelos foram criados na tentativa de sistematizar o surgimento de emoções e seus comportamentos associados. No trabalho de (MARSELLA, GRATCH e PETTA, 2010), os autores descrevem os principais modelos criados para representar as emoções computacionalmente e seus autores. A Figura 2 apresenta as principais teorias estudadas para a criação destes modelos e seus principais autores.

**Figura 2. Principais teorias para representação de emoções e seus principais autores**



**Fonte: Elaborado pelo autor**

Na teoria dimensional das emoções, um dos modelos propostos por (MEHRABIAN e RUSSEL, 1974) é chamado de PAD (*Pleasure-Arousal-Dominance*), no qual os estados emocionais podem ser representados em três dimensões ortogonais, as quais representam:

- *Prazer* (uma medida de valência): Por exemplo, raiva e medo são emoções negativas, logo terão alta pontuação nesta escala; diferente da emoção de alegria que é uma emoção positiva.
- *Excitação* (indica a intensidade da emoção): Por exemplo, raiva e tédio são duas emoções negativas, porém a raiva tem uma intensidade maior do que o tédio.
- *Domínio* (uma medida de poder de controle): Por exemplo, raiva e medo são duas emoções negativas, porém a raiva é uma emoção dominante, e o medo é uma emoção submissa.

Em (TAO *et al.*, 2008), os autores propõem um modelo computacional para trabalhar com a teoria dimensional PAD.

Já a teoria anatômica, também descrita em (MARSELLA, GRATCH E PETTA, 2010), são os estudos conduzidos por neurologistas que com o uso do avanço dos

recursos de imagens cerebrais têm estudado as conexões neurológicas das estruturas do cérebro e as emoções. Os experimentos de (LEDOUX, 1996) mostraram que a emoção pode acontecer sem processamento cognitivo no córtex. De acordo com as evidências mostradas nestes experimentos, ele acredita que a amígdala é o principal componente do cérebro no processamento de emoções, sendo responsável pela avaliação da percepção de *appraisal*. Antônio Damásio é outro autor que também trouxe grandes contribuições para esta linha de pesquisa, pois apresenta em seus livros, como (DAMASIO, 1996), texto explicativo sobre as funções cognitivas, emocionais e neurológicas que incidem sobre a consciência, descrevendo casos de pacientes acompanhados durante tratamento; indica e descreve os locais, no sistema nervoso, nos quais estas diferentes funções ocorrem.

Em (ARMONY *et al.*, 1997) os autores demonstram um modelo computacional usando a teoria evidenciada pelos experimentos no processamento de emoções de LeDoux.

A teoria psicológica de emoções *appraisal* é a teoria que mais tem sido estudada no projeto de sistemas de computação afetiva de acordo com (MARSELLA, GRATCH e PETTA, 2010). Nesta teoria, conforme (SCHERER, 1999), acredita-se que as emoções são geradas e diferenciadas a partir da avaliação (*appraisal*) subjetiva de uma situação ou de um acontecimento. Esses padrões de avaliação são associados com reações comportamentais e psicológicas. Por exemplo, ao chegar o primeiro dia de aula, uma pessoa pode sentir-se alegre por reencontrar os amigos, enquanto, outra pode se sentir preocupada por estar em uma escola diferente. Uma reação emocional de um agente é iniciada com um evento inicial que é avaliado juntamente com um estado emocional anterior, assim como as entradas providas pelo ambiente. Um aspecto importante desta teoria é que indivíduos podem reagir de maneiras diferentes a um mesmo evento. A Figura 3 apresenta o fluxo de avaliação de emoção, que inicia por um estímulo e, então, é avaliada (*appraisal*) para constituir-se na emoção.

**Figura 3. Fluxo de avaliação de emoção de acordo com a teoria appraisal.**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

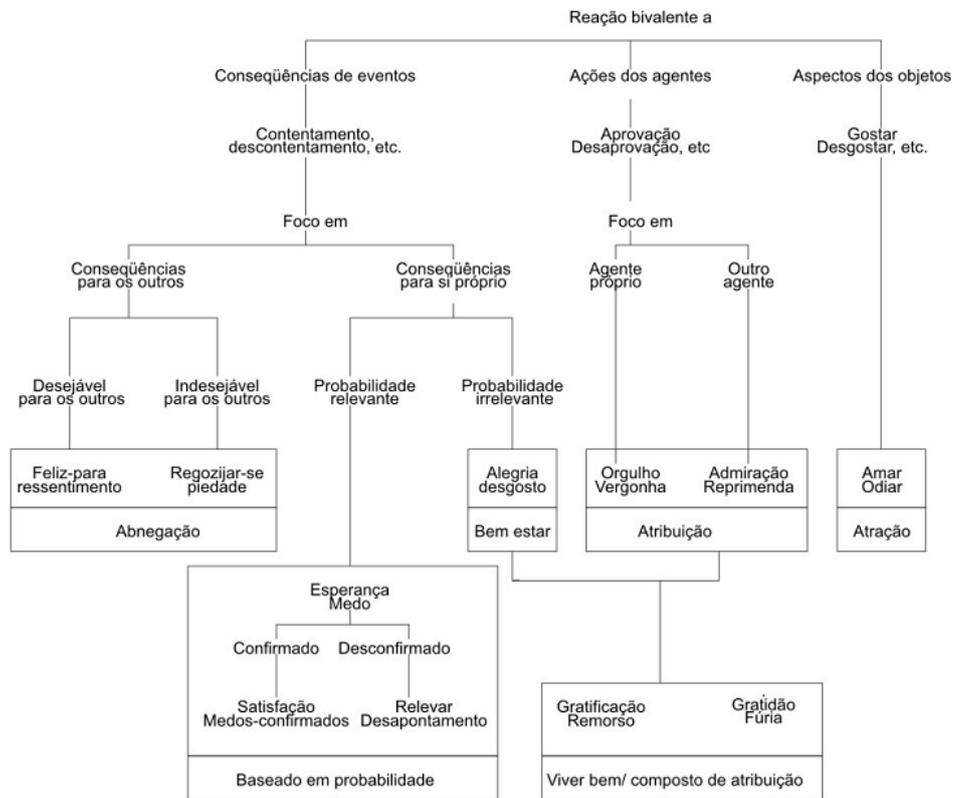
A maior parte dos trabalhos desenvolvidos usando esta teoria se concentra em fazer um relacionamento estrutural entre as variáveis de avaliação (*appraisal*) e as emoções geradas. Os modelos derivados desta teoria enfatizam as variáveis de avaliação como o processo central a ser modelado. Eles são tipicamente modelados como a causa de uma emoção através de regras de decisão do tipo “se <condição> então <ação>” nas variáveis de avaliação.

Um dos modelos mais utilizados em trabalhos na área da computação afetiva, é o modelo OCC (ORTONY, CLORE e COLLINS, 1988), que segundo (JAQUES e VICARI, 2005b) avalia três aspectos para fazer a avaliação da emoção: eventos, agentes e objetos. Os eventos são as percepções do agente sobre um estímulo; os agentes são aqueles que recebem o estímulo seja uma pessoa, um animal ou qualquer outro objeto inanimado; e os objetos são coisas vistas como objetos inanimados. Estes eventos podem ser interpretados de maneira diferente de acordo com a intensidade do estímulo. Este modelo pode ser usado para o reconhecimento de emoções do usuário, assim como para a síntese de emoções em máquinas.

Este modelo é baseado na abordagem cognitiva das emoções e é possível de ser implementado computacionalmente, já que fornece informações de como construir uma interpretação de uma situação, do ponto de vista do usuário, e para qual emoção esta interpretação nos leva. Este modelo permite inferir 22 emoções, conforme apresentado na Figura 4.

Por exemplo, segundo (JAQUES e VICARI, 2005b) define-se a emoção de alegria quando uma pessoa se agrada com um evento desejável e a tristeza quando está em desagrado com um evento indesejável.

**Figura 4. Diagrama OCC**



**Fonte:** (NETO, 2010, traduzida de ORTONY, CLORE e COLLINS, 1988).

Trabalhos, como dos autores (JAQUES e VICARI, 2005a; FROZZA *et al.*, 2011; SILVA e BERNARDI, 2009) foram desenvolvidos usando o modelo OCC como base.

Este capítulo apresentou definições de emoção e uma lista de modelos de emoções básicas propostas ao longo do tempo. A partir destes estudos, se escolheu as emoções usadas neste trabalho, as quais foram descritas e ilustradas na tabela 2. Também, apresentou modelos computacionais que permitem a representação de emoções computacionalmente. E, introduziu a área da computação afetiva que tem como uma de suas linhas de pesquisa o reconhecimento de emoções. Os principais métodos para o reconhecimento de emoções serão demonstrados no capítulo 3.

## **3 MÉTODOS DE RECONHECIMENTO DE EMOÇÕES**

Este capítulo apresenta os principais métodos utilizados para o reconhecimento de emoções em sistemas computacionais e alguns trabalhos realizados para cada método de reconhecimento. Ao final, é apresentado um comparativo, com as emoções analisadas, algoritmos utilizados e a taxa de reconhecimento alcançada em cada um dos trabalhos descritos.

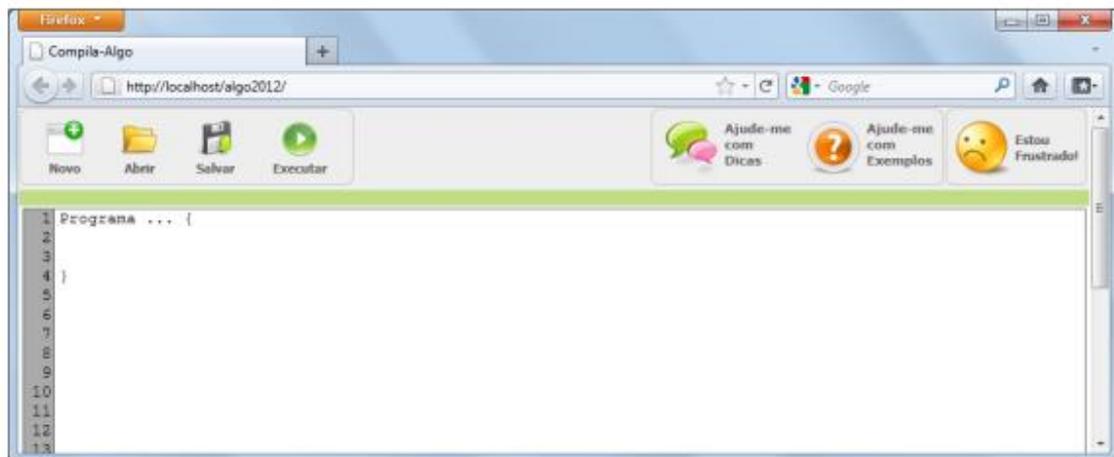
### **3.1 Reconhecimento através de comportamentos observáveis**

Esta seção apresenta trabalhos desenvolvidos para o reconhecimento de emoções na temática de comportamentos observáveis, que segundo (BERCHT, 2001) são todas as ações do usuário sobre o sistema que colaboram para determinar o seu comportamento.

#### **3.1.1 Ensino de Algoritmos: Detecção de Estado Afetivo de Frustração para apoio ao Processo de Aprendizagem (IEPSEN, 2013)**

Este trabalho teve como objetivo melhorar o ensino de algoritmos a estudantes, a partir da identificação do estado de frustração durante a realização de exercícios, de modo a intervir e manter o estudante motivado.

Para isso, foi criada uma ferramenta que representa um ambiente de apoio à aprendizagem de algoritmos com funções de edição, de programação e coleta dos comportamentos observáveis oriundos da interação do estudante com o sistema. A ferramenta foi desenvolvida em PHP com banco de dados MySQL, e, converte o pseudocódigo digitado pelo estudante para Java para ser avaliado. A figura 5 mostra a tela inicial de trabalho da ferramenta.

**Figura 5. Ferramenta de ensino de algoritmos**

**Fonte: (IEPSEN, 2013).**

A partir do uso da ferramenta pelos estudantes de duas turmas de Algoritmos e Lógica de Programação do curso de Análise e Desenvolvimento de Sistemas da Faculdade de Tecnologia SENAC Pelotas, foi possível identificar padrões nos dados capturados pelos usuários para reconhecer o estado afetivo de frustração.

Os testes com a ferramenta foram realizados em duas fases. Nas primeiras aulas os estudantes tinham o botão “Estou Frustrado” no canto superior direito da tela inicial, conforme mostrado na figura 5. Este botão era clicado quando o estudante se sentia frustrado durante o uso da ferramenta de aprendizagem.

Todos os dados do uso da ferramenta de aprendizagem foram analisados para identificar padrões de comportamentos anteriores ao clique do botão “Estou Frustrado”. Para a análise de dados foi usada a técnica de classificação de dados baseada em regras.

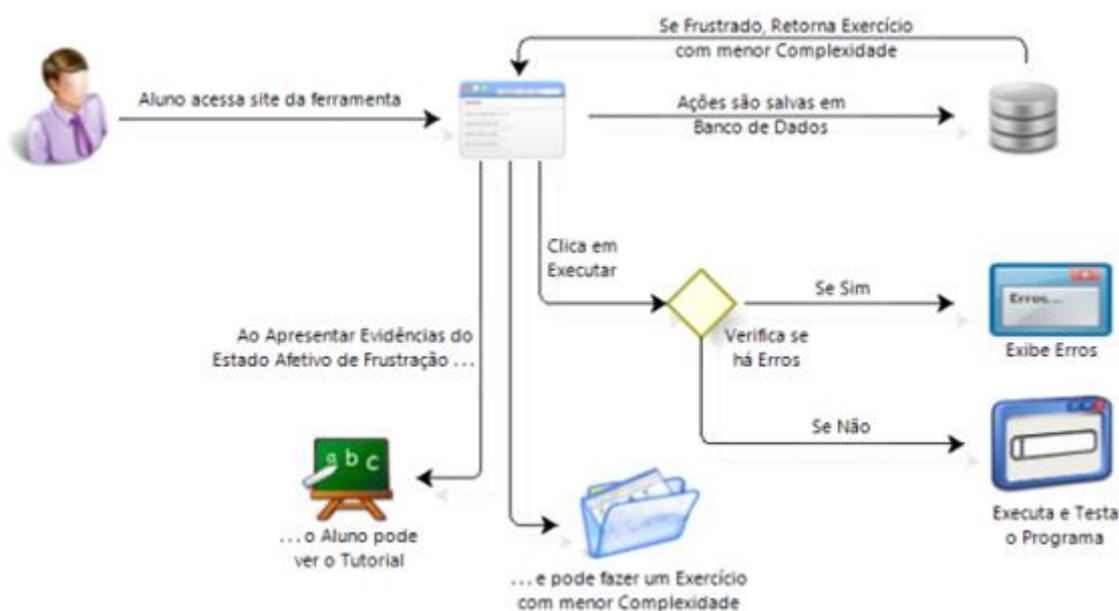
Um classificador baseado em regras é uma técnica para classificar registros usando um conjunto de regras do tipo “se <condição> então <ação>”. Esse classificador tem como objetivo encontrar algum relacionamento entre os atributos e uma classe, gerando uma regra. Assim, o processo de classificação permite, posteriormente, utilizar esta regra para prever a classe de um novo registro.

Para a construção das regras foram utilizadas as seguintes características capturadas durante o uso da ferramenta de aprendizagem: número de compilações com erro, número total de erros, tempo entre o início e a última compilação do programa, número de programas anteriores sem solução (sem compilação correta) e número de compilações sem erros de sintaxe.

Esta análise apontou alguns dos principais motivos de frustração dos estudantes, como: elevado número de compilações com erros, elevado número total de erros encontrados, elevado tempo para a resolução de um programa, entre outros.

A partir destas regras geradas, modificou-se o programa para as aulas seguintes. Em uma segunda fase, no lugar do botão de “Estou Frustrado” foram inseridos botões de apoio com a resolução do problema ou a escolha de um programa com nível de complexidade menor, quando, de acordo com as regras, o programa percebia que o estudante encontrava-se frustrado. A figura 6 apresenta o fluxo de funcionamento da ferramenta de aprendizagem.

**Figura 6. Fluxo da ferramenta com os recursos de apoio ao estudante.**



Fonte: (IEPSEN, 2013)

O autor comenta ao final que observou uma pequena melhora nos testes realizados pelos estudantes após o uso desta ferramenta de aprendizagem. Porém, o autor do trabalho não comentou qual foi a taxa de reconhecimento da ferramenta para o estado de ânimo estudado.

### 3.1.2 Avaliando a efetividade de um agente pedagógico animado emocional (JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008)

As autoras comentam que para que o sistema possa se adaptar à afetividade do estudante, é necessário que ele possa reconhecer as suas emoções. Por exemplo, quando o estudante encontra-se frustrado com seu desempenho, ele vai provavelmente

abandonar a tarefa que está sendo realizada. Assim, o ambiente precisa intervir e evitar a sua desmotivação e saída do ambiente de aprendizagem.

O objeto de estudo do trabalho é o agente animado PAT, cujo objetivo principal é fornecer suporte emocional ao estudante, motivando-o, encorajando-o a acreditar em suas próprias habilidades. A figura 7 mostra exemplos de animação do agente PAT.

**Figura 7. Exemplos de animação do agente PAT**



Fonte: (JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008)

Para determinar a melhor tática afetiva a aplicar e o melhor momento para intervir, foi proposto um modelo que infere seis emoções (alegria, tristeza, vergonha, orgulho, admiração e reprovação) baseando-se na teoria OCC (ORTONY, CLORE e COLLINS, 1988) e utilizando-se o modelo BDI (*Belief-Desire-Intention*) descrito inicialmente em (BRATMAN, 1990). Este modelo é usado na construção de agentes inteligentes e permite conhecer as razões que dispararam uma emoção.

O reconhecimento das emoções é fundamentado psicologicamente no modelo cognitivo de emoções OCC, que fornece informações de como construir uma interpretação de uma situação do ponto de vista do usuário e com qual emoção esta interpretação está relacionada.

Segundo (JAQUES e NUNES, 2012) a ideia principal dos trabalhos que empregam modelos psicológicos baseados em *appraisal*, ou seja, modelos que acreditam que as emoções são geradas a partir de avaliações subjetivas de um acontecimento, é usar a informação fornecida pelo modelo psicológico para construir uma interpretação de uma situação do ponto de vista do usuário e raciocinar sobre qual emoção esta interpretação leva. Por exemplo, para inferir a emoção feliz, de acordo com o modelo OCC, o sistema raciocina sobre o aspecto desejável de um evento em relação

aos objetivos do estudante. Se o estudante tem o objetivo de agradar os pais, então obter uma boa nota em um exercício é um evento desejável (situação), pois ele promove seus objetivos e, desta maneira, dispara emoções positivas como felicidade.

Foi realizada a avaliação com 39 estudantes da 7ª série, a fim de verificar o impacto do uso do agente no desempenho dos estudantes. Os resultados apontaram para a efetividade do suporte emocional do desempenho dos estudantes, porém não foi demonstrada a taxa de reconhecimento destas emoções inferidas.

### **3.2 Reconhecimento através de expressões faciais**

Segundo (PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001), o reconhecimento de emoções através de expressões faciais é o método que mais tem sido estudado para o reconhecimento automático de emoções e o que mais tem obtido progresso.

O reconhecimento de emoções através de expressões faciais baseia-se, principalmente, no sistema psicológico de codificação FACS (*Facial Action Coding System*), descrito em (EKMAN e FRIESEN, 1978) que descreve 32 AUs (unidades de ação – *Action Units*), que consistem na contração ou relaxamento de um ou mais músculos da face, que combinados podem representar diferentes emoções. Esta seção apresenta trabalhos desenvolvidos na temática de expressões faciais para o reconhecimento de emoções.

#### **3.2.1 - Um Sistema de Reconhecimento de Expressões Faciais para Apoiar um Ambiente Virtual de Aprendizagem (DINIZ *et al.*, 2013)**

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema para o reconhecimento de emoções a partir de expressões faciais de estudantes durante o uso de ambientes virtuais de aprendizagem. Foram reconhecidas as emoções de alegria, tristeza, raiva e nojo, cujas emoções fazem parte do conjunto de emoções básicas descrito em (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982).

O funcionamento do sistema está dividido em quatro etapas: captura da imagem, extração de características da face, classificação da expressão facial e inferência da emoção. Inicialmente, captura-se a imagem do estudante com o dispositivo *Kinect* (MICROSOFT RESEARCH, 2011), que captura os quadros do *frame* de vídeo de 5 em 5 segundos (tempo predefinido pelo autor).

Estes *frames* de vídeo capturados são usados como entrada para a segunda etapa,

que é a extração dos pontos de interesse da face (boca, sobrancelhas, olhos e nariz). Para esta extração foram utilizados os algoritmos Viola-Jones (VIOLA e JONES, 2001) para a detecção da face e o CANDIDE-3 (AHLBERG, 2001) para encontrar os pontos característicos da face. Ambos podem ser implementados com o uso do *kit* de desenvolvimento do *Kinect*. Estes algoritmos foram escolhidos, pois atingem um nível aceitável de reconhecimento e são rápidos. A figura 8 mostra a execução dos algoritmos Viola-Jones e CANDIDE-3 ao lado direito, e no lado esquerdo a extração dos pontos de interesse.

**Figura 8. Execução dos algoritmos em um quadro de vídeo.**



**Fonte: (DINIZ *et al.*, 2013)**

Com os pontos característicos da face mapeados, é necessário realizar a associação destas características com as expressões faciais. Para isso, é utilizado o sistema psicológico de classificação facial FACS (EKMAN e FRIESEN, 1978). Neste modelo, as características extraídas da face são mapeadas de acordo com o modelo FACS para a criação de AUs. Por exemplo, a AU1 é a sobrancelha externa direita, a AU2 é a sobrancelha externa esquerda, e assim por diante. Estas unidades de ação estão descritas em (EKMAN e FRIESEN, 1978).

Por último, com estas unidades de ação mapeadas, utiliza-se a combinação delas para a inferência de emoções. Por exemplo, a emoção alegria é indicada a partir da aparição das unidades de ação principais AU6, AU12 e secundárias AU25, AU26 e A16. Estas relações entre unidades de ação e emoção estão descritas em (EKMAN e FRIESEN, 1978).

Os testes foram realizados, em tempo real, com 10 estudantes do curso de medicina da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN). Cada indivíduo simulou 20 emoções (5 emoções de tristeza, 5 emoções de alegria, 5 emoções de raiva e 5 emoções de nojo). No total foram recolhidas 200 expressões realizadas por estes

usuários. Este experimento resultou nas taxas de reconhecimento, conforme descritas na tabela 3.

**Tabela 3. Resultado da precisão das emoções**

<b>Emoção</b>	<b>Taxa de acerto</b>
Alegria	90%
Tristeza	82%
Nojo	80%
Raiva	90%

**Fonte: (DINIZ *et al.*, 2013).**

Essa emoção reconhecida é usada na entrada de um ambiente virtual de aprendizagem, que é composto por agentes de *software* que auxiliam na aplicação correta da teoria da Aprendizagem Baseada em Problema, estratégia pedagógica na qual um caso é exposto pelo docente e os estudantes identificam o problema, investigam, debatem e produzem possíveis soluções ou justificativas, ou seja, em vez do conhecimento passado pelo professor ele é construído juntamente com o estudante, a fim de oferecer maior motivação e entusiasmo nos processos de aprendizagem do estudante.

Segundo (SEBE, LEW e HUANG, 2004) a média do reconhecimento de emoções faciais feitos por humanos é de aproximadamente 85% de precisão, e que alguns algoritmos obtém sucesso entre 74% e 98%.

### **3.2.2 – Classificação de emoções básicas através de imagens capturadas em vídeos de baixa resolução (OLIVEIRA e JAQUES, 2013)**

Neste trabalho, os autores utilizaram uma rede neural artificial como classificador de emoção em tempo real para classificar as emoções básicas de (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982): alegria, repulsa, tristeza, raiva, surpresa e medo, além do estado neutro.

Como em (DINIZ *et al.*, 2013), este trabalho também está dividido em quatro etapas: captura da imagem, extração de características faciais, classificação da expressão facial e inferência da emoção. O primeiro passo é capturar a imagem do usuário utilizando uma *webcam* diferente de (DINIZ *et al.*, 2013), o qual utilizou o

### *Kinect.*

Após capturada a imagem, é detectada a face com o algoritmo de Viola-Jones (VIOLA e JONES, 2001), isso ocorre em todo *frame* até detectar a face. Alguns filtros são aplicados a esta imagem para facilitar as transformações matemáticas que encontrarão os pontos extremos da face. Esses pontos são as coordenadas de ações faciais, que de acordo com (EKMAN e FRIESEN, 1978), quando combinadas formam AUs.

Diferente de (DINIZ *et al.*, 2013), no qual o mapeamento é direto das unidades de ação com a emoção representada, de acordo com regras pré-definidas pelo manual FACS, em (OLIVEIRA e JAQUES, 2013), a classificação das emoções básicas é realizada por uma rede neural tipo *multi-layer perceptron feed-forward* com algoritmo de aprendizado IRPROP. A rede construída, chamada de RNA-EMO, demonstrada na figura 9, possui 17 neurônios em sua entrada correspondente aos estados das características faciais (Tabela 4). Ela possui, também, duas camadas ocultas de 25 neurônios cada uma, além de uma saída contendo 07 neurônios (emoções básicas + neutra). Essa configuração foi a que apresentou o melhor resultado de classificação, sendo genérica o suficiente para obter as maiores taxas de classificação, considerando a base de faces utilizada.

**Tabela 4. Descrição dos estados das características faciais**

<b>Elemento</b>	<b>Estados da característica facial</b>	<b>Descrição dos estados</b>
<b>1</b>	sobrancelha externa direita	movimento vertical do ponto 1
<b>2</b>	sobrancelha externa esquerda	movimento vertical do ponto 4
<b>3</b>	sobrancelha interna direita	movimento vertical do ponto 2
<b>4</b>	sobrancelha interna esquerda	movimento vertical do ponto 3
<b>5</b>	distância entre sobrancelhas	distância euclidiana entre pontos 2 e 3
<b>6</b>	abertura do olho direito	distância euclidiana entre pontos 6 e 7
<b>7</b>	abertura do olho esquerdo	distância euclidiana entre pontos 10 e 11
<b>8</b>	pálpebra superior direita	movimento vertical do ponto 6
<b>9</b>	pálpebra superior esquerda	movimento vertical do ponto 10
<b>10</b>	pálpebra inferior direita	movimento vertical do ponto 7
<b>11</b>	pálpebra inferior esquerda	movimento vertical do ponto 11

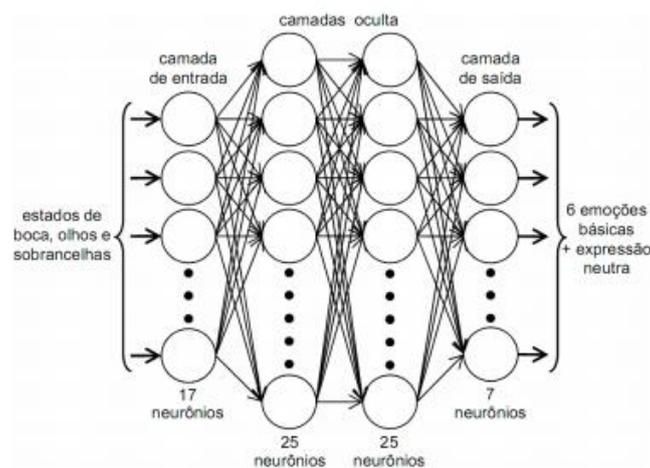
12	largura da boca	distância euclidiana entre pontos 13 e 16
13	abertura da boca	distância euclidiana entre pontos 14 e 15
14	lábio superior	movimento vertical do ponto 14
15	lábio inferior	movimento vertical do ponto 15
16	canto direito da boca	movimento vertical do ponto 13
17	canto esquerdo da boca	movimento vertical do ponto 16

Obs: os movimentos verticais são as diferenças dos eixos verticais (xP) dos pontos e centro dos olhos.

Fonte: (OLIVEIRA e JAQUES, 2013).

A figura 9 mostra a estrutura da rede neural artificial RNA-EMO com os 17 neurônios em sua entrada e os 07 neurônios de saída.

Figura 9. Estrutura da rede neural RNA-EMO



Fonte: (OLIVEIRA e JAQUES, 2013).

A análise do sistema foi realizada utilizando as bases de faces JAFFE<sup>2</sup> (com 213 imagens estáticas com resolução de 256x256 pixels), CK+<sup>3</sup> (381 sequências de imagens, com resolução de 640x480 pixels) e uma base de imagem própria (30 vídeos de exemplos de emoções básicas, com resoluções de 320x240 e 640x480 pixels). A medida de desempenho foi a taxa de reconhecimento, que corresponde ao número total de exemplos de amostras reconhecidos corretamente dividido pelo número total de exemplos da amostra. A metodologia de estimativa de desempenho utilizada foi a

<sup>2</sup> <http://www.kasrl.org/jaffe.html>

<sup>3</sup> <http://www.pitt.edu/~emotion/ck-spread.htm>

*holdout*, que prevê a utilização de parte da amostra para treinamento e outra parte exclusivamente para teste.

A classificação de emoções pelo sistema obteve, como melhor resultado, a taxa de reconhecimento 63,33%. Os resultados do sistema foram influenciados por problemas encontrados, principalmente, na etapa de reconhecimento dos pontos da face. Porém, o desempenho do classificador, isoladamente, apresentou resultados superiores e mais satisfatórios, tendo a rede neural RNA-EMO atingido 89,87% de taxa de reconhecimento durante seus testes.

Outro ponto que o autor considera como importante é o tamanho das amostras utilizadas que, por serem poucas, não permite o uso de outra técnica de validação que compense esse fato, como validação cruzada. A validação cruzada, segundo (KOHAVI, 1995) é uma técnica para avaliar a capacidade de generalização de um modelo, ou seja, se este modelo também fará boas previsões nos novos conjuntos de dados.

### **3.3 Reconhecimento através de sinais fisiológicos**

O reconhecimento de emoções através de sinais fisiológicos utiliza sensores para capturar sinais emitidos pelo corpo, como: batimentos cardíacos, temperatura da pele, respiração, entre outros. Esta seção apresenta trabalhos desenvolvidos na temática de sinais fisiológicos para o reconhecimento de emoções.

#### **3.3.1 Emotion Recognition system using short-term monitoring of physiological signals (KIM, BANG e KIM, 2004)**

Este trabalho teve como objetivo desenvolver um sistema para a inferência de emoções através de sinais fisiológicos, que segundo o autor é um meio mais natural para o reconhecimento das emoções do que através de expressões faciais ou por meio da voz. Foram analisadas as emoções de tristeza, raiva, *stress* e surpresa.

O público-alvo testado foi crianças de 5 a 8 anos. Foram usadas bases de dados de sinais fisiológicos de dois grupos de indivíduos. O primeiro grupo era formado por 125 indivíduos de 5 a 8 anos. Experimentos similares foram realizados para construir a outra base de dados, após um ano, e foram usados 50 indivíduos de 7 a 8 anos (já que as crianças de 5 a 6 anos tinham dificuldades em induzir emoções e reportá-las). Nesta segunda base, 33 indivíduos foram escolhidos aleatoriamente para o algoritmo de treinamento e os dados dos restantes foram utilizados para a fase de teste.

A construção de uma base de dados de alta qualidade dos sinais fisiológicos é vital para o desenvolvimento do algoritmo de reconhecimento de emoção. Um fator importante é a seleção dos sinais que serão usados como entrada. É desejável que a influência da emoção na atividade do sistema nervoso esteja refletida nestes sinais utilizados, já que diferente do reconhecimento de emoções em expressões faciais ou na voz, não há evidências visíveis ao ser humano.

Como estavam focados em desenvolver um algoritmo com aplicação prática, foram descartados os usos dos sinais de eletro-encefalograma e sinais de eletromiografia que melhorariam os resultados. Foram usados como sinais de entrada variação da temperatura da pele, atividade eletrodermal e batimentos cardíacos, sinais que podem ser extraídos de eletrocardiogramas (EGC). Eles acreditam que esses sensores podem ser implementados em forma de anel ou relógio que a pessoa pode usar 24 horas por dia sem desconforto para a captura constante destes sinais nos indivíduos.

Para a classificação das características de entrada foi utilizado o algoritmo de aprendizado de máquina *Support Vector Machine* (SVM).

Os resultados do algoritmo desenvolvido mostrou uma taxa de reconhecimento correta para a segunda base de dados de 78,43% para o reconhecimento de três categorias de emoções (tristeza, raiva e *stress*) e 61,76% quando considerando quatro categorias de emoções (tristeza, raiva, *stress* e surpresa).

### **3.3.2 Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State (PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001)**

Neste trabalho foram usados quatro sinais fisiológicos para aprender padrões de um indivíduo por várias semanas. Foram avaliados oito estados (raiva, alegria, ódio, tristeza, amor platônico, amor romântico, reverência e neutro).

Estes estados foram escolhidos por facilitarem o estudo da pesquisa. O trabalho não está focado em estudar as oito emoções básicas, mas, sim, conceder a habilidade do computador de reconhecer estados afetivos que podem ser úteis em situações de interações humanas.

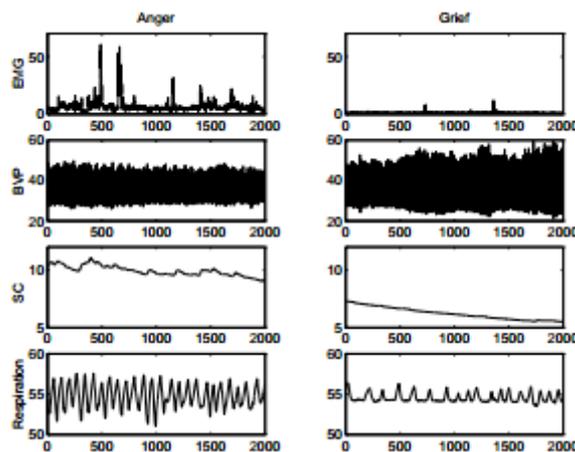
Os autores comentam que o reconhecimento a partir de sinais fisiológicos normalmente é considerado como invasivo, porque os sensores precisam ter contato fisicamente com as pessoas. Porém, com os avanços da tecnologia tem se desenvolvido sensores cada vez menos incômodos, podendo estar localizados em roupas ou

acessórios usados pela pessoa, sendo, em alguns casos, menos invasivos do que a própria câmera para o reconhecimento por meio de expressões faciais.

Um dos maiores problemas de pesquisa nesta área é distinguir quais padrões fisiológicos estão relacionados com cada emoção. Os movimentos dos músculos poderiam ser equivalentes às expressões faciais, porém podem nem sempre representar um estado emocional. Emoções consistem mais do que apenas tensões musculares.

Os dados foram recolhidos de quatro sensores: eletromiograma, pressão sanguínea, respiração e condutividade da pele. A figura 10 apresenta gráficos com exemplos de sinais fisiológicos para as emoções de raiva (esquerda) e tristeza (direita). De cima para baixo os sinais são: eletromiograma (volts), pressão sanguínea (percentual), condutividade da pele (microSiemens) e respiração (percentual máxima expansão).

**Figura 10. Exemplos de sinais fisiológicos raiva (esquerda) e tristeza (direita).**



Fonte: (PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001).

Para a classificação das características de entrada foi utilizado o algoritmo de aprendizado de máquina *k Nearest Neighbor* (k-NN), usado para classificar objetos que estão mais próximos no espaço de características, com base num conjunto de dados de testes. Atingiu precisão de reconhecimento de 81% para os oito estados.

### 3.4 Reconhecimento através de postura corporal

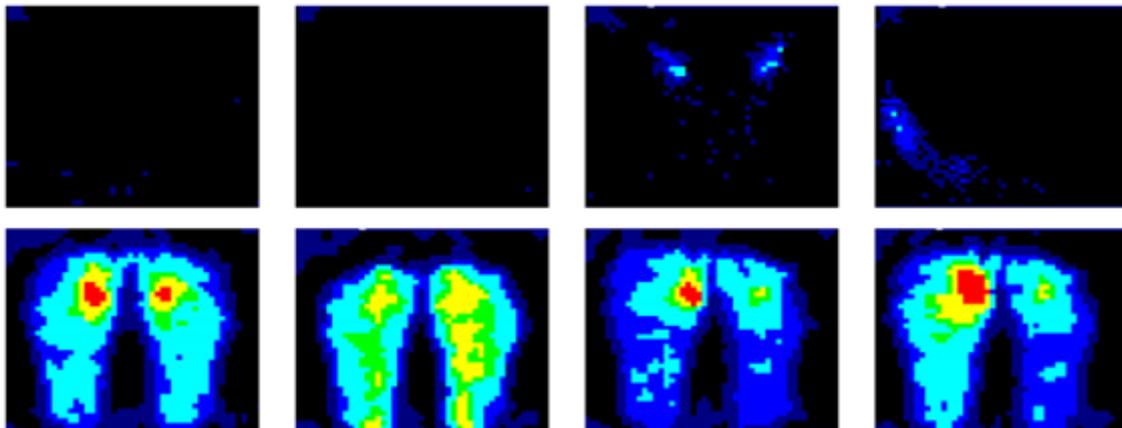
O reconhecimento de emoções através de postura corporal não é um método muito utilizado, mas é interessante ressaltar o trabalho realizado por (MOTA e PICARD, 2003), no qual é estudada a relação da postura corporal ao sentar-se em uma cadeira durante o uso de um computador com os sinais fisiológicos que eram capturados

do usuário, para a inferência de emoções.

### 3.4.1 Automated Posture Analysis for Detecting Learner's Interest Level (MOTA e PICARD, 2003)

Neste trabalho foram coletadas informações de postura de crianças durante o uso do computador. As posturas foram coletadas a partir de sensores colocados na cadeira que avaliam a pressão exercida do corpo sobre a cadeira. A figura 11 mostra alguns dos padrões de postura identificados durante os experimentos.

**Figura 11. Padrões de postura corporal**



Fonte: (MOTA e PICARD, 2003).

Há uma crença popular que a posição inclinada para frente demonstra interesse, enquanto afundando-se na cadeira indica um sinal de desinteresse. Porém, esta distinção é complicada, porque existem exceções, por exemplo, o estudante pode estar inclinado para frente quando estiver sonolento com a cabeça quase sobre o teclado.

Foram mapeadas algumas informações sobre os estados afetivos em função do tempo e algumas ações anteriores que podem ajudar a fazer a predição de um estado futuro para o desenvolvimento de um algoritmo para o reconhecimento automático de afetividade através de mudanças de postura.

Esta análise permite que o computador use os comportamentos de postura sob o tempo para classificar o nível de interesse do estudante, ou um novo estado de descansando. Apesar deste último não ser um estado afetivo, ele foi considerado útil para o entendimento do aprendizado dos estudantes.

A precisão do algoritmo para o reconhecimento destes três estados (alto interesse, baixo interesse, descansando) não foi perfeita, atingindo entre 72% a 80% de

precisão. Quanto mais uma pessoa usa este algoritmo, a máquina pode se tornar mais precisa. Ainda não foi estudado o quanto isso pode ser melhorado com o maior uso.

Apesar da cadeira não reconhecer os sentimentos internos, provê uma sensibilidade que pode ser útil para o computador. Esta informação foi descoberta como um dos melhores meios de avaliar o interesse do estudante (KAPOOR, PICARD e IVANOV, 2004), e quando combinado com outros métodos, a precisão do reconhecimento pode melhorar (KAPOOR, AHN e PICARD, 2005).

### 3.5 Tabela comparativa dos métodos de reconhecimento estudados

O quadro 1 apresenta uma comparação entre os métodos de reconhecimento estudados, tendo em vista alguns critérios como: emoções inferidas, algoritmos utilizados e taxa de reconhecimento atingida.

**Quadro 1: Comparação entre trabalhos relacionados**

<b>Autores</b>	<b>Emoções</b>	<b>Algoritmo utilizado</b>	<b>Taxa de reconhecimento</b>
<b>Comportamento observável</b>			
(IEPSEN, 2013)	Frustração.	<i>Data Mining</i> , classificador por regras.	Não informada.
(JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008)	Alegria, tristeza, vergonha, orgulho, admiração e reprovação.	BDI baseado no modelo psicológico OCC.	Não informada, apenas informado que o resultado foi satisfatório.
<b>Expressões faciais</b>			
(DINIZ <i>et al.</i> , 2013)	Alegria, tristeza, raiva e nojo.	Sistema de codificação facial FACS.	Taxas de acerto diferentes para cada emoção: 90% para alegria, 82% para tristeza, 80% para nojo e 90% para raiva.

(OLIVEIRA e JAQUES, 2013)	Raiva, medo, repulsa, surpresa, alegria e tristeza.	Sistema de codificação facial FACS + Redes Neurais.	O desempenho do classificador isoladamente foi de 89,87%. De uma forma geral, a taxa foi de 63,33%.
<b>Sinais fisiológicos</b>			
(KIM, BANG e KIM, 2004)	Tristeza, raiva, <i>stress</i> e surpresa.	SVM.	78,43% para o reconhecimento de três categorias de emoções (tristeza, raiva e <i>stress</i> ) e 61,76% quando considerando quatro categorias de emoções (tristeza, raiva, <i>stress</i> e surpresa).
(PICARD, VYZAS e HEALEY, 2001)	Raiva, alegria, ódio, tristeza, amor platônico, amor romântico, reverência e neutro.	k-NN.	Taxa de precisão de 81%, em geral.
<b>Postura corporal</b>			
(MOTA e PICARD, 2003)	Alto interesse, baixo interesse, descansando.	Não informado.	Taxa de precisão de 72 a 80%.

A partir dos trabalhos estudados que demonstram métodos possíveis para o reconhecimento de emoções, foi possível constatar duas abordagens: uma que utiliza modelos pré-definidos, como OCC (ORTONY, CLORE e COLLINS, 1988) ou FACS (EKMAN e FRIESEN, 1978); e outra com o uso de classificadores que não utilizam – ao menos não descrevem em seus trabalhos – a utilização de modelos psicológicos.

As emoções analisadas diferem em cada trabalho, algumas vezes são reconhecidos modelos de emoções básicas, este conjunto de emoções é utilizado principalmente para o reconhecimento através de expressões faciais; já outros trabalhos não se preocupam em utilizar modelos previamente determinados, mas, sim, emoções pertinentes ao contexto, como em (MOTA e PICARD, 2003) cujo reconhecimento através da postura corporal analisa emoções pouco consideradas por autores.

É importante salientar que as taxas de reconhecimento, em alguns trabalhos, são questionáveis, já que muitas vezes validam com o ambiente adequado, por exemplo, nas expressões faciais em ambientes controlados ou com o uso de banco de imagens.

Há outros métodos de reconhecimento que não foram citados nesta seção, pois não seriam aplicáveis na proposta deste trabalho, que são o reconhecimento de emoções através da fala e da escrita. O reconhecimento de emoção através da escrita seria possível se no ambiente virtual de aprendizagem fosse considerada a interação através de fóruns ou *chats*.

Este capítulo apresentou alguns dos principais métodos de reconhecimento de emoções e trabalhos que os utilizam. Observou-se que a linha de pesquisa do reconhecimento de emoções através de expressões faciais é a que conta com mais trabalhos publicados e a que tem atingido as melhores taxas de reconhecimento. Mas, o reconhecimento através dos comportamentos observáveis também se destaca, principalmente, pelos trabalhos aplicados na área educacional.

O reconhecimento através dos sinais fisiológicos, apesar de não aplicado a este trabalho, é interessante, pois se acredita que é um meio menos intrusivo para se capturar dados (por exemplo, as expressões faciais devem ser capturadas em ambientes com boa iluminação), além de conseguir capturar dados em uma sala de aula tradicional, sem o uso de computadores. E o reconhecimento através da postura corporal, apesar de ter sido utilizado em um trabalho isolado, é interessante para demonstrar que o reconhecimento das emoções e comportamentos de estudantes pode ser realizado de maneiras não tradicionais. O capítulo 4 mostrará dois trabalhos relacionados: um com o uso do ambiente virtual de aprendizagem e outro com o uso de mais de um destes métodos para reconhecimento de emoções combinados durante o uso de um AVA.

## 4 TRABALHOS RELACIONADOS

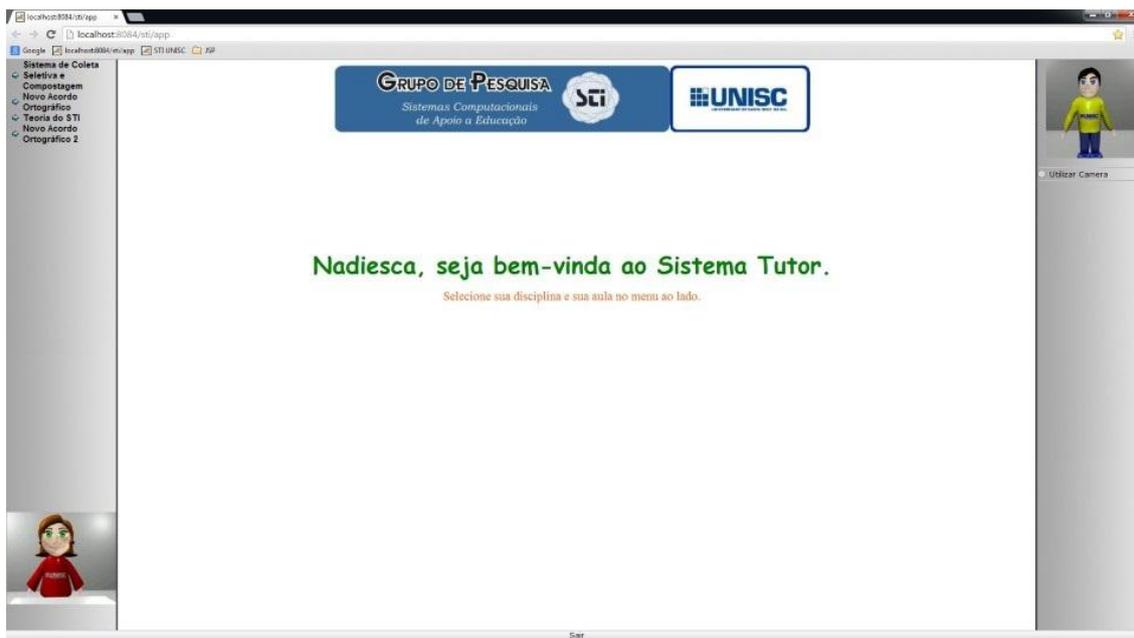
Este capítulo apresenta trabalhos relacionados especificamente ao tema e objetivo do trabalho proposto para desenvolvimento, considerando os comportamentos observáveis e as emoções para a construção do conhecimento de estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem.

### 4.1 Aspectos Emocionais e Cognitivos de Estudantes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (SCHERER, 2014)

No trabalho, a autora estuda a importância da cognição e da emoção para o aprendizado do estudante durante a utilização de um ambiente virtual de aprendizagem. Para identificar a importância destes aspectos na aprendizagem, é necessário conhecer o estado emocional do estudante e seu estilo cognitivo.

O ambiente virtual de aprendizagem utilizado foi o ambiente desenvolvido pelo grupo de pesquisa de professores e estudantes do Departamento de Informática e do Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais da UNISC. Este ambiente conta com a presença de dois agentes pedagógicos: Dóris (é o agente tutor, que está localizada no canto inferior esquerdo) e Dimi (é o agente companheiro, que está localizado no canto superior direito), conforme mostra a figura 12.

Figura 12. Tela inicial do AVA da Unisc.



Fonte: (SCHERER, 2014).

Para reconhecer as emoções dos estudantes durante a utilização do ambiente de aprendizagem, seria utilizado o trabalho de (BOHM, 2011) para fazer o reconhecimento das emoções através das expressões faciais capturadas por uma *webcam*, porém, devido à baixa taxa de reconhecimento obtida, optou-se por mostrar uma caixa de diálogo ao estudante durante o uso do ambiente virtual para perguntar sobre o estado emocional do estudante, conforme mostra a figura 13.

**Figura 13. Caixa de diálogo para o estudante selecionar o seu estado emocional atual.**



**Fonte: (SCHERER, 2014).**

Além do estado emocional, também foi necessário conhecer o estilo cognitivo do estudante. Para reconhecer o estilo cognitivo foi integrado ao ambiente de aprendizagem o trabalho de (FLORES, 2013). No momento de cadastro do estudante no ambiente virtual de aprendizagem, ele responde um questionário e as respostas são avaliadas por uma rede neural artificial que avalia e classifica o estudante de acordo com um dos seis estilos cognitivos: sensorial, intuitivo, ativo, reflexivo, sequencial ou global, definidos em (FELDER e SOLOMAN, 1999).

A partir destes aspectos reconhecidos do estudante, estado emocional e estilo cognitivo, o ambiente oferece diferentes táticas de ensino que podem ser alteradas durante a utilização do ambiente para se adaptar e oferecer a melhor maneira de ensino ao estudante.

O trabalho foi validado com dois grupos de estudantes (um com 13 estudantes e

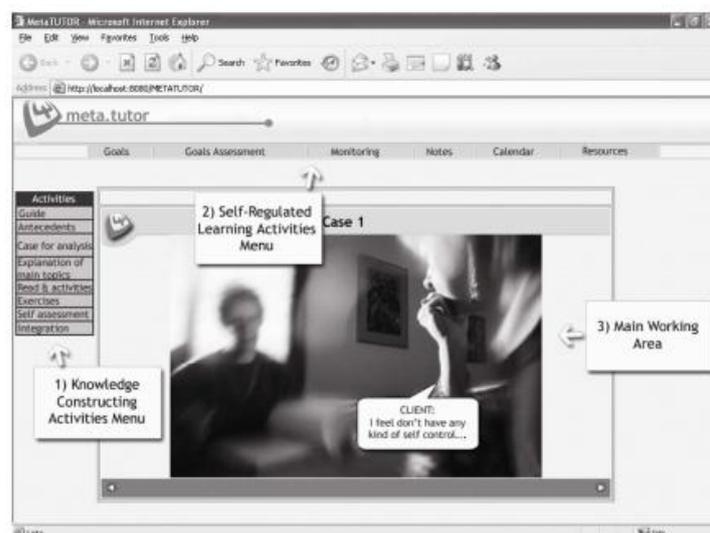
o outro com 7 estudantes) com a temática do Novo Acordo Ortográfico, subsidiando os resultados obtidos através do método clínico de Piaget e o uso de técnicas de Mineração de Dados. Para a mineração destes dados foram usados os algoritmos J48 para a classificação dos dados (é uma alternativa para gerar uma árvore de decisão) e o Apriori para a associação dos dados.

#### 4.2 A Multi-Componential Analysis of Emotion during Complex Learning with an Intelligent Multi-Agent System (HARLEY *et al.*, 2015)

Os autores descrevem a metodologia utilizada e os resultados encontrados ao combinar três métodos diferentes de reconhecimento de emoções: através de expressões faciais, de sinais fisiológicos e de um relatório de auto-avaliação do estudante. Para o reconhecimento através das expressões faciais foi utilizado o *software* FaceReader, para os sinais fisiológicos foi utilizado um bracelete denominado de Q-Sensor 2.0 (AFFECTIVA, 2013), e para o questionário de auto-avaliação foi utilizada a metodologia descrita em (HARLEY, BOUCHET e AZEVEDO, 2013), na qual o estudante descreve a experiência de 19 estados emocionais diferentes.

A validação foi realizada com 67 estudantes de graduação de uma universidade norte-americana que interagiram com o MetaTutor, um ambiente de aprendizado inteligente multiagente para o aprendizado sobre o sistema circulatório humano. Cada sessão de uso do ambiente foi de uma hora. A figura 14 apresenta a tela do sistema MetaTutor, indicando alguns elementos.

**Figura 14. Ambiente de aprendizado MetaTutor**



Fonte: (PEÑALOSA e CASTAÑEDA, 2008).

O objetivo principal deste trabalho foi mostrar os desafios existentes na criação de um sistema de reconhecimento de emoção que combina múltiplas formas de reconhecimento, e propor uma metodologia para a resolução destas dificuldades, entre as principais estão:

(a) Diferenças na taxa de amostragem dos dados de emoção, por exemplo, taxa de quadros para o reconhecimento facial *versus* tempos de intervalo para solicitar a resposta de uma auto-avaliação do estudante.

(b) Diferenças no tipo de dado capturado, por exemplo, no bracelete os sinais fisiológicos são dados contínuos, enquanto os estados emocionais retornados pelo FaceReader são dados discretos com a emoção dominante.

Para validar as metodologias propostas, o autor analisa nos resultados capturados a correlação das emoções reconhecidas pelos métodos de reconhecimento. As emoções reconhecidas pelo FaceReader em comparação com as reconhecidas pelos questionários de auto-avaliação apresentaram uma similaridade em 75,6% dos casos. Os resultados obtidos pelo FaceReader e os do bracelete, que captura sinais fisiológicos, apresentaram similaridade de 60,1%. Já o resultado do questionário de auto-avaliação com os do sensor tiveram apenas 41,9% de similaridade.

### 4.3 Considerações

O trabalho de (SCHERER, 2014) apresenta que as emoções e o estado cognitivo são importantes para o aprendizado, no entanto, não foi usado algum método para reconhecimento de emoções. O estudante respondia, por meio de uma caixa de diálogo, a emoção que estava sentindo no momento da interação com o ambiente. Neste trabalho, em complemento, utiliza-se o reconhecimento das emoções através das expressões faciais, analisadas pelo *software* FaceReader. Além disso, também foram considerados os comportamentos observáveis.

Já o trabalho de (HARLEY *et al.*, 2015) é importante, pois, também, utiliza o *software* FaceReader para o reconhecimento das emoções de estudantes através das expressões faciais. Além das emoções através das expressões faciais, foram considerados os sinais fisiológicos e questionários de autoavaliação. A metodologia de tratamento dos dados entre diferentes fontes foi importante para o presente trabalho, para relacionarmos os comportamentos observáveis com as emoções.

Este capítulo apresentou dois trabalhos relacionados ao que foi desenvolvido

neste trabalho. O primeiro referente ao ambiente estudado e a utilidade para o grupo de pesquisa e o segundo referente às técnicas utilizadas para o agrupamento de dados de diferentes fontes e escalas. O capítulo 5 demonstrará as técnicas utilizadas para a coleta de dados dos participantes durante o uso do ambiente virtual de aprendizagem e a criação dos dados de emoções e comportamentos observáveis.

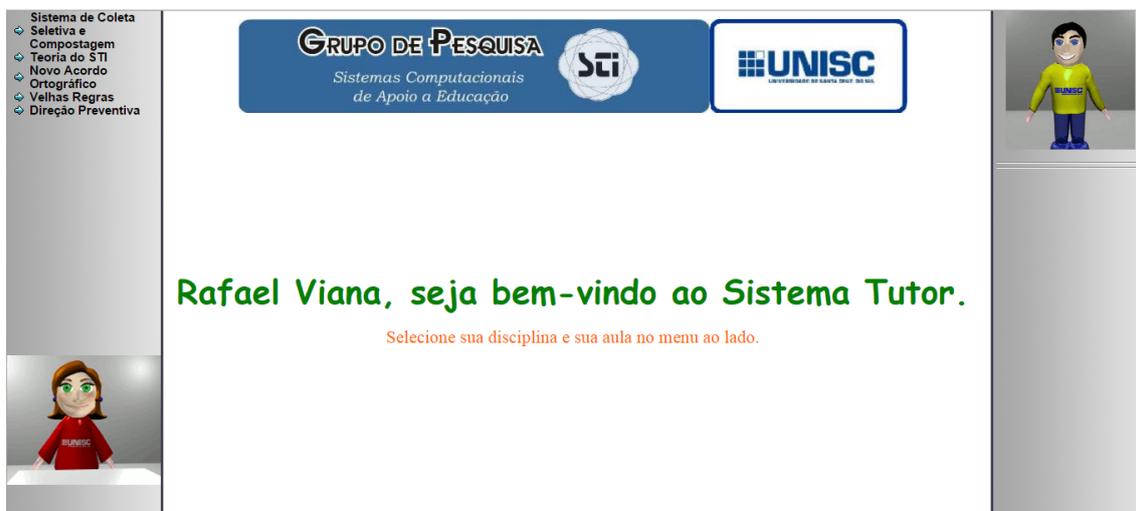
## 5 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta as técnicas utilizadas neste trabalho para a captura dos comportamentos observáveis e das expressões faciais dos usuários durante o uso de um ambiente virtual de aprendizagem (AVA).

### 5.1 Estudo de Caso

O AVA utilizado para o desenvolvimento e validação deste trabalho foi o ambiente desenvolvido pelo grupo de pesquisa de professores e estudantes do Departamento de Informática e do Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais da UNISC, conforme a figura 15. Diversos trabalhos já foram desenvolvidos usando este ambiente, tais como: (FROZZA *et al.*, 2009), (SILVA *et al.*, 2010), (SCHREIBER *et al.*, 2010), (FROZZA *et al.*, 2011), (BORIN *et al.*, 2012), (GRIESANG, 2013), (SCHERER, 2014) entre outros.

Figura 15. Tela inicial do AVA da Unisc.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Em (SCHERER, 2014), foi criada uma tabela que demonstra a evolução das pesquisas neste ambiente de aprendizagem virtual, conforme mostrado na tabela 5.

**Tabela 5: Trabalhos desenvolvidos no AVA.**

<b>Etapa do trabalho</b>	<b>Autores e execução</b>
Desenvolvimento da agente Dóris em 3D expressando emoções.	(BORIN, 2010)
Análise das expressões faciais e dos comportamentos observáveis resultantes da interação com o AVA.	(AUTOR, 2015)
Inferência do estilo cognitivo do estudante.	Ocorre através da adaptação da rede neural desenvolvida por (FLORES, 2013), utilizado para definir o estilo cognitivo do estudante através das suas respostas no momento do cadastro no ambiente.
Mecanismo de interação entre os agentes pedagógicos Dóris e Dimi	(GRIESANG, 2013)
Integração dos métodos de inferência da emoção e do estilo cognitivo no AVA.	(SCHERER, 2014)
Definição dos momentos em que a emoção e o estilo cognitivo são inferidos através das regras de interação.	(SCHERER, 2014), a autora adaptou as regras de interação já existentes no AVA.
Estudo sobre as características dos estilos cognitivos e elaboração das duas táticas pedagógicas utilizadas para promover a adaptação do AVA e produção de material didático.	(SCHERER, 2014)
Validação do AVA através do Método Clínico de Piaget e Mineração de Dados.	(SCHERER, 2014)

**Fonte: (SCHERER, 2014).**

Este trabalho está inserido em um grande grupo que vem realizando pesquisas, iniciadas no ano 2000, com o desenvolvimento do Agente Dóris, até o presente momento. Sendo assim, é importante entender quais as etapas que foram contempladas até o momento.

A contribuição deste trabalho para o grupo de pesquisa é a análise das expressões faciais e dos comportamentos observáveis resultantes da interação de usuários com o ambiente virtual de aprendizagem. Para isso, foram capturados os vídeos da *webcam* com as expressões faciais e do uso ambiente virtual de aprendizagem, gerando dados destas gravações e relacionando-os, de modo a efetuar a análise.

O conteúdo trabalhado teve como temática Direção Preventiva, desenvolvido por Marcelo Schaefer, mestrando do Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais da UNISC. Está dividido em cinco aulas: Responsabilidade do Motorista, Cintos de Segurança e Airbags, Mudança de Faixa e Cruzamento, Velocidade Excessiva e Economia de Combustível. As aulas possuem três formas de apresentação do conteúdo: áudio, texto e vídeo, sendo opcional o uso de cada um destes. Ao final da aula, há exercícios para avaliar o conhecimento adquirido. A figura 16 mostra exemplo de uma página de conteúdo com áudio e texto.

**Figura 16. Página com conteúdo sobre direção preventiva.**

**Fonte: Elaborado pelo grupo de pesquisa.**

A figura 17 sintetiza a metodologia utilizada neste trabalho com dados coletados de pessoas acima de 60 anos, tanto homens quanto mulheres, durante o uso de um ambiente virtual de aprendizagem. Elas tiveram a imagem da *webcam* e da captura da tela coletadas. As imagens da *webcam* com as expressões faciais foram analisadas com um *software* para o reconhecimento das emoções e a captura da tela foi analisada com um *software* que registrou os comportamentos durante a interação com o AVA. A combinação destes dados permitiu a realização de análise gráfica das informações e a

proposta de um modelo que faz uso das emoções e dos comportamentos observáveis para a inferência da construção do conhecimento.

**Figura 17. Síntese da metodologia do trabalho**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

## 5.2 Coleta de dados

Para a coleta de dados escolheu-se trabalhar com pessoas acima de 60 anos, já que a coleta seria realizada durante aulas de informática para a Terceira Idade. Também, pessoas nesta faixa etária demonstram maior paciência para novas experiências, além da oportunidade de apresentar ambientes virtuais de aprendizagem a esta geração que não teve acesso aos recursos de hipermídia. No entanto, devido à falta de infraestrutura, foi necessário limitar o uso a um computador em um ambiente, fora da sala de aula. Foram realizadas coletas de dados nos dias 21 e 26 de maio de 2015, com duas pessoas em cada data, em uma sala com iluminação adequada e com um *notebook* que teve o posicionamento da *webcam* adequado para a captura das expressões faciais.

A captura foi realizada com duração média de uma hora. Cada pessoa acessou o ambiente, respondeu o questionário para a determinação do perfil cognitivo e assistiu as cinco aulas, com a orientação da execução das aulas na sequência: Responsabilidade do Motorista, Cintos de Segurança e Airbags, exercícios, Mudança de Faixa e Cruzamento, exercícios, Velocidade Excessiva, exercícios, Economia de Combustível e exercícios. Todas as aulas foram assistidas, assim como, a resolução dos exercícios disponíveis. Em cada aula o conteúdo de áudio, texto e vídeo eram de uso opcional.

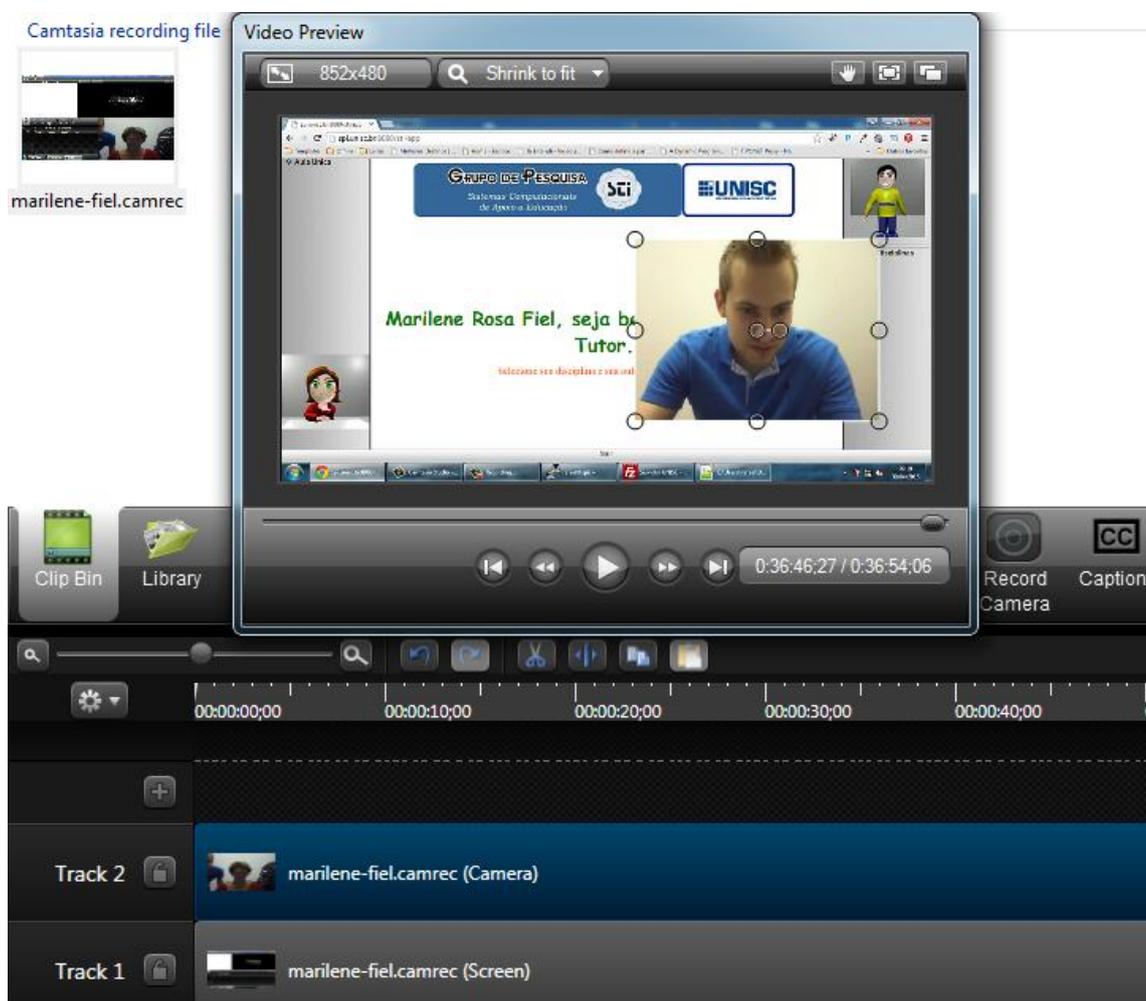
Os dados coletados foram separados em duas partes: a captura das ações da tela e a captura das expressões faciais. Ambos foram capturados com o *software* Camtasia<sup>4</sup>.

<sup>4</sup> [www.techsmith.com.br/camtasia.html](http://www.techsmith.com.br/camtasia.html)

Apesar de existirem soluções *open source* para a captura de tela, este foi escolhido, pois é o único, dentre as opções analisadas, capaz de capturar em uma mesma gravação a imagem da tela e a da *webcam* em dois vídeos independentes.

Cada gravação gerou um arquivo *.camrec* que pode ser editado no Camtasia Studio, para a criação de dois vídeos, um com a imagem da tela para a captura dos comportamentos observáveis, e outro, com a imagem da *webcam* para a captura das expressões faciais. A figura 18 mostra a edição de uma gravação de vídeo no Camtasia Studio, com as duas faixas de tela e câmera separadas.

**Figura 18. Imagem do Camtasia Studio**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

### 5.3 Tratamento das expressões faciais

O vídeo da *webcam* com as expressões faciais foi analisado com o *software* FaceReader, que é um *software* desenvolvido pela VicarVision e classifica as

expressões faciais nas seis emoções básicas, definidas por (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982): felicidade, tristeza, raiva, medo, surpresa, nojo, além da inclusão do estado emocional neutro. Este *software* é usado para pesquisas em diversas áreas como: psicologia, educação, interação homem-computador, pesquisa de mercado e comportamento do consumidor, como visto em (LEWINSKI, FRANSEN e TAN, 2014), (DRAPE *et al.*, 2013) e (GOLDBERG, 2014), entre outros.

Ele foi validado para o uso em ambiente educacionais em (TERZIS, MORIDIS e ECONOMIDES, 2010), no qual compara as emoções obtidas através da análise das expressões faciais do *software* FaceReader com as observadas por dois pesquisadores, e obteve taxa de concordância dos resultados acima de 87%.

Além deste, outros *softwares* foram analisados. O Kairos<sup>5</sup> foi testado e descartado devido à imaturidade da plataforma, os testes realizados apresentaram diversos problemas. Para as opções NViso<sup>6</sup> e Affectiva<sup>7</sup> não se obteve uma licença de teste para o trabalho. O Emovu<sup>8</sup> não trabalha com o modelo de emoções básicas de (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982), enquanto que o SightCorp<sup>9</sup> não possui uma IDE (*Integrated Development Environment*) para a análise de vídeos gravados, apenas uma SDK (*Software Development Kit*) para o desenvolvimento de aplicações *desktop*. A solução que mais se aproxima ao FaceReader é o Emotient<sup>10</sup>, que assim como o FaceReader, já tem trabalhos publicados na área de educação e aparenta possuir bom índice de reconhecimento.

Além da emoção principal expressa pelo usuário, o *software* FaceReader é capaz de retornar algumas características da face, como: olhos e bocas abertos ou fechados, posição das sobrancelhas, posicionamento da cabeça, entre outros. A figura 19 mostra uma face sendo analisada pelo *software* FaceReader.

---

<sup>5</sup> [www.kairos.com](http://www.kairos.com)

<sup>6</sup> [www.nviso.ch](http://www.nviso.ch)

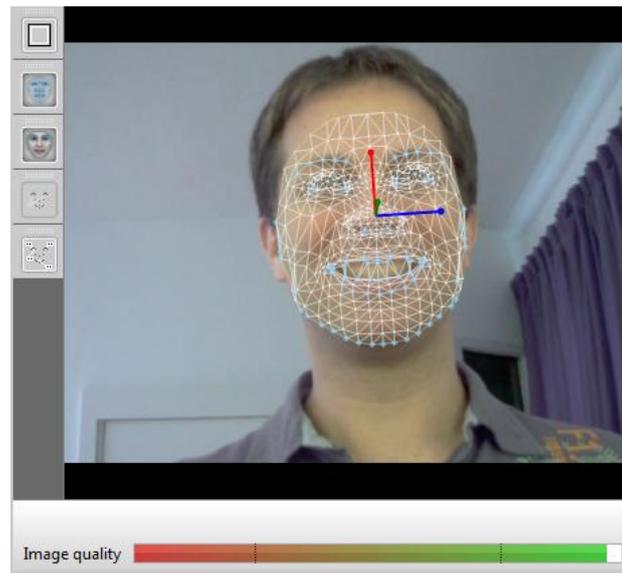
<sup>7</sup> [www.affectiva.com](http://www.affectiva.com)

<sup>8</sup> [www.emovu.com](http://www.emovu.com)

<sup>9</sup> [www.sightcorp.com](http://www.sightcorp.com)

<sup>10</sup> [www.emotient.com](http://www.emotient.com)

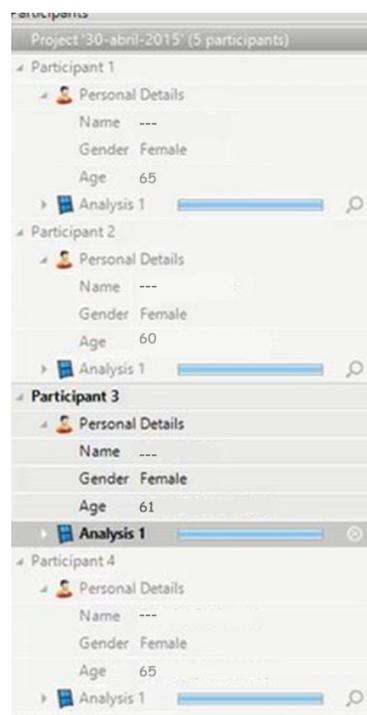
**Figura 19. Interface do FaceReader**



**Fonte: (www.noldus.com.br)**

Para analisar as expressões faciais no *software*, primeiramente foi criado um projeto com os quatro participantes que participaram da coleta de dados. Cada participante foi cadastrado no projeto com a informação da idade e do sexo para aumentar a taxa de acerto no reconhecimento das emoções. A figura 20 mostra a estrutura de um projeto criado no *software* FaceReader.

**Figura 20. Estrutura de um projeto no FaceReader**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

O *software* permite que cada participante tenha as expressões faciais analisadas a partir de três diferentes fontes: diretamente da *webcam*, de uma imagem ou de um vídeo gravado. Também, pode-se incluir mais de uma análise para o mesmo participante, caso se realize mais de uma captura. Neste trabalho foi usada a análise de um vídeo gravado para cada participante.

Segundo o manual do FaceReader, algumas pessoas aparentam, por exemplo, raiva ou tristeza naturalmente. Por isso, ao analisar imagens ou vídeos gravados, é recomendada a calibragem manual para cada participante, com a indicação de uma imagem ou parte do vídeo que o participante está no estado neutro. Caso a análise seja diretamente na *webcam*, o *software* dispõe de um algoritmo para calibragem automática.

Após a análise é possível exportar os dados em dois arquivos distintos: um arquivo TXT com o *log* completo de todas as saídas do classificador de emoções do *software* FaceReader, como mostrado na figura 21. Em todas as saídas, cada emoção é representada por um valor entre 0 e 1 que indica a intensidade da emoção, a partir das expressões analisadas. Por exemplo, no momento 00:00:00.000 do vídeo, neutro (Neutral) tem 0.051, já tristeza (Sad) tem o valor 0.8621, logo, neste momento as expressões faciais indicam mais a emoção de tristeza do que neutro. Se não for encontrada uma face ou ela não puder ser analisada (devido ao posicionamento da câmera ou qualidade do vídeo, por exemplo) um registro com o valor 'FIND\_FAILED' ou 'FIT\_FAILED' é adicionado.

**Figura 21. Arquivo TXT com incidência de emoções *frame* por *frame***

```

Video analysis detailed log

Face Model: Elderly
Calibration: None
Start time: 22/05/2015 23:51:11.264
Filename: C:\Users\Admin\Desktop\Rafael-UNISC (BR)\21-maio-2015\participante01-camera.asf
Frame rate: 25

Video Time Neutral Happy Sad Angry Surprised Scared Disgusted
00:00:00.000 0.051670380 0.000000155 0.862108400 0.225557400 0.046966510 0.000042816 0.000725791
00:00:00.040 0.050582930 0.000000120 0.634740100 0.691776200 0.046164100 0.000004725 0.000199463
00:00:00.080 0.050166490 0.000000120 0.632543600 0.695232400 0.046428800 0.000004657 0.000201793
00:00:00.120 0.049427040 0.000000120 0.629576400 0.701186300 0.046753360 0.000004535 0.000205383
00:00:00.160 0.048808810 0.000000120 0.626509300 0.707341600 0.047291210 0.000004404 0.000208208
00:00:00.200 0.048457290 0.000000119 0.622941900 0.712869100 0.047806350 0.000004270 0.000210423
00:00:00.240 0.048500150 0.000000120 0.619379200 0.717070100 0.048147220 0.000004140 0.000211483
00:00:00.280 0.048710220 0.000000122 0.613236000 0.719939500 0.048386340 0.000004025 0.000214800
00:00:00.320 0.049145320 0.000000125 0.607673200 0.722203500 0.048703430 0.000003904 0.000215779
00:00:00.360 0.049689580 0.000000132 0.602119100 0.724009900 0.048925760 0.000003763 0.000214944
00:00:00.400 0.049802660 0.000000145 0.595453600 0.725308100 0.048978340 0.000003614 0.000216718
00:00:00.440 0.050776090 0.000000155 0.589630900 0.727154300 0.049326170 0.000003464 0.000214378
00:00:00.480 0.051266580 0.000000170 0.584143400 0.728781900 0.049626720 0.000003304 0.000212700
00:00:00.520 0.051945840 0.000000194 0.577464300 0.729729000 0.049846470 0.000003142 0.000210901
00:00:00.560 0.052974990 0.000000234 0.567717700 0.728914100 0.050237850 0.000002993 0.000209162
00:00:00.600 0.054715610 0.000000277 0.557493900 0.727715800 0.050655320 0.000002862 0.000206896
00:00:00.640 0.056455110 0.000000350 0.544564700 0.725254500 0.050959650 0.000002740 0.000205977
00:00:00.680 0.058622170 0.000000435 0.530378000 0.722845300 0.051006650 0.000002620 0.000204344
00:00:00.720 0.061707970 0.000000533 0.514839500 0.720158200 0.050915070 0.000002519 0.000202320
00:00:00.760 0.064311970 0.000000691 0.498442300 0.716465700 0.050642540 0.000002422 0.000201961
00:00:00.800 0.069089990 0.000000869 0.480409200 0.711749800 0.050306470 0.000002345 0.000199038
00:00:00.840 0.075244700 0.000001284 0.459264900 0.702747000 0.049502130 0.000002275 0.000197408
00:00:00.880 0.082008240 0.000001569 0.441611600 0.696184500 0.048885280 0.000002200 0.000196070
00:00:00.920 0.087548020 0.000001921 0.425036800 0.690360000 0.048230220 0.000002122 0.000197245
00:00:00.960 0.093662220 0.000002274 0.408705200 0.684692700 0.047691920 0.000002047 0.000197283
00:00:01.000 0.099171500 0.000002850 0.392660100 0.678587800 0.046893800 0.000001964 0.000199562
00:00:01.040 0.105835300 0.000003400 0.377573200 0.673383200 0.046142730 0.000001889 0.000198741

```

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Ou um arquivo TXT com os estados emocionais da pessoa, como mostrado na figura 22, no qual, segundo algoritmo do *software*, um registro é adicionado para o *log* toda vez que a emoção dominante muda e fica ativa por, pelo menos, 0.5 segundos. Se não for encontrada uma face ou ela não pode ser analisada (devido a posicionamento da câmera ou qualidade do vídeo, por exemplo) um registro com o valor ‘UNKNOWN’ é adicionado.

**Figura 22. Arquivo TXT com as mudanças de estados emocionais**

```
Video analysis state log

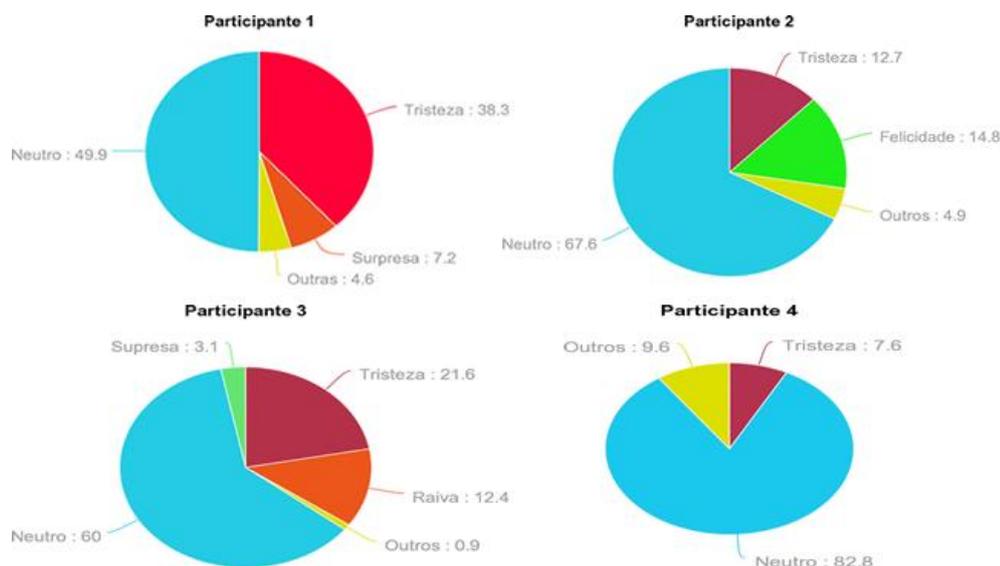
Face Model: Elderly
Calibration: None
Start time: 22/05/2015 23:51:11.264
Filename: C:\Users\Admin\Desktop\Rafael-UNISC(BR)\21-maio-2015\participante01-camera.asf
Frame rate: 25

Video Time Emotion
00:00:00.000 Unknown
00:00:01.080 Angry
00:00:05.120 Unknown
00:00:10.160 Neutral
00:00:12.160 Sad
00:00:14.680 Neutral
00:00:15.400 Unknown
00:00:19.160 Neutral
00:00:21.360 Sad
00:00:23.920 Neutral
00:00:28.320 Sad
00:00:30.080 Neutral
00:00:33.400 Sad
00:00:35.760 Neutral
00:00:38.720 Angry
00:00:45.720 Unknown
00:00:46.920 Sad
00:00:49.120 Neutral
00:00:50.240 Unknown
00:00:52.440 Happy
```

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Além da exportação dos dados para o formato TXT, o *software* FaceReader também cria um gráfico em pizza para cada análise, com o resumo de todas as emoções expressadas por cada participante, sem considerar o UNKNOWN (não reconhecido), durante a análise do vídeo todo. A figura 23 apresenta o resumo da análise dos quatro participantes avaliados para este trabalho.

**Figura 23. Resumo das emoções capturadas pelo FaceReader para cada participante**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Verificou-se que os participantes 1 e 3, aqueles que tiveram piores desempenhos nos exercícios, são os que apresentam com maior frequência emoções de tristeza, que, neste contexto, pode ser entendido como desânimo. Para o participante 1, entende-se que o reconhecimento da emoção de tristeza foi um pouco exagerado, mesmo após a calibragem no *software*. Os participantes 2 e 4 tiveram melhor desempenho, e os que mantiveram por mais tempo o estado neutro ou a emoção de felicidade. Importante salientar que parte do alto percentual registrado de felicidade para o participante 2, poderia ser atribuído para o estado neutro, pois foram registrados quando o participante estava com a mão em frente a sua boca, fazendo com que o *software* reconhecesse a sua expressão como felicidade. A partir disso, pôde-se verificar que as emoções influenciam na aquisição do conhecimento.

A tabela 6 apresenta os dados visualizados no gráfico da figura 23. As emoções medo (SCARED) e nojo (DISGUSTED) foram verificadas com baixíssima frequência, e, em poucos participantes. Alegria (HAPPY) teve uma boa frequência apenas no participante 02, mas, como já comentado, entende-se que esta emoção ocorreu no participante, porém sem tanta frequência conforme analisado pelo *software*. Raiva (ANGRY) e surpresa (SURPRISED) apareceram nas análises de todos os participantes, apesar da pouca frequência, que podem vir a ser relevantes em trabalhos com mais dados, mas, neste, não apresentou relevância. As duas emoções mais predominantes e mais importantes a se considerar na análise são: neutro (NEUTRAL) e tristeza (SAD).

Outro ponto a se destacar é o índice de não reconhecimento de emoções entre 8% e 24%. Em alguns momentos na análise, o não reconhecimento das emoções pode ser determinante para a tomada de uma decisão de apoio ao estudante. Este não reconhecimento pode ter sido causado pela movimentação, ou gestos com as mãos que encobrissem o rosto das pessoas durante o uso do ambiente. Outro fator que pode ter influenciado é o fato das imagens não terem sido gravadas com uma *webcam* com resolução *Full-HD*.

**Tabela 6. Descrição dos dados do gráfico apresentado na figura 23**

Medo	Tristeza	Neutro	Raiva	Surpresa	Felicidade	Nojo	Desconhecido
Participante 01							
5s	20min31s	26min46s	1min16s	1min58s	11s	---	8min50s (14,81%)
Participante 02							
---	3min37s	38min51s	27s	2s	5min47s	2s	4min43s (8,81%)
Participante 03							
2s	9min33s	30min23s	3min39s	9s	5s	1s	13min59s (24,17%)
Participante 04							
---	50s	36min5s	23s	4s	1s	---	6min54s (15,58%)

Fonte: Elaborado pelo autor.

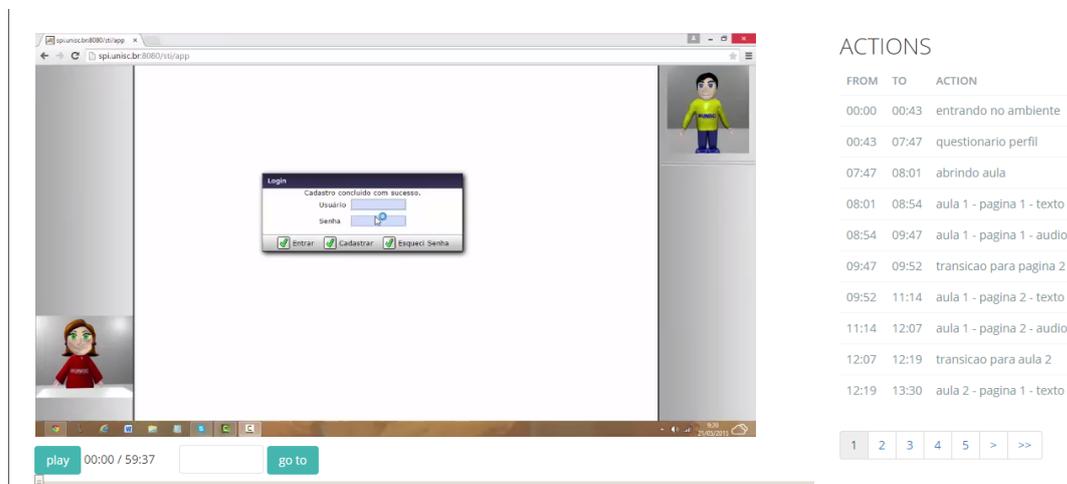
#### 5.4 Tratamento dos Comportamentos Observáveis

A captura dos comportamentos observáveis foi realizada através da gravação da captura da tela, assim, foi possível analisar posteriormente estes comportamentos, e registrar as ações do modo mais adequado para a utilização dos dados.

Para relacionar o comportamento dos usuários na interação com o ambiente com a análise das expressões faciais, foi criado um *software* para este trabalho, que permitiu o registro da marcação de tempo com cada ação no ambiente, conforme mostrado na figura 24. Quando se clica no botão *'play'* inicia a execução do vídeo e, ao clicar no

'pause', pausa o vídeo. A seguir, informa-se qual ação foi realizada neste período de tempo, conforme figura 25.

**Figura 24. Ferramenta para auxiliar o registro dos comportamentos observáveis**



The screenshot shows a web browser window with a login dialog box in the center. The dialog box has the title "Login" and the message "Cadastro concluído com sucesso." It contains fields for "Usuário" and "Senha", and buttons for "Entrar", "Cadastrar", and "Esqueci Senha". To the right of the browser window is a table titled "ACTIONS" with columns "FROM", "TO", and "ACTION". The table contains the following data:

FROM	TO	ACTION
00:00	00:43	entrando no ambiente
00:43	07:47	questionario perfil
07:47	08:01	abrindo aula
08:01	08:54	aula 1 - pagina 1 - texto
08:54	09:47	aula 1 - pagina 1 - audio
09:47	09:52	transicao para pagina 2
09:52	11:14	aula 1 - pagina 2 - texto
11:14	12:07	aula 1 - pagina 2 - audio
12:07	12:19	transicao para aula 2
12:19	13:30	aula 2 - pagina 1 - texto

Below the table is a pagination control with buttons for 1, 2, 3, 4, 5, and >>.

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura 25. Registro de comportamento observável.**



The screenshot shows a "Save event" form. The form has a "from" field with the value "00:00 to 00:03". Below this is a "Log Type:" label and a text input field containing the text "LENDO TEXTO DA PÁGINA 1 DA AULA 1". At the bottom right of the form are two buttons: "Discard" and "Save".

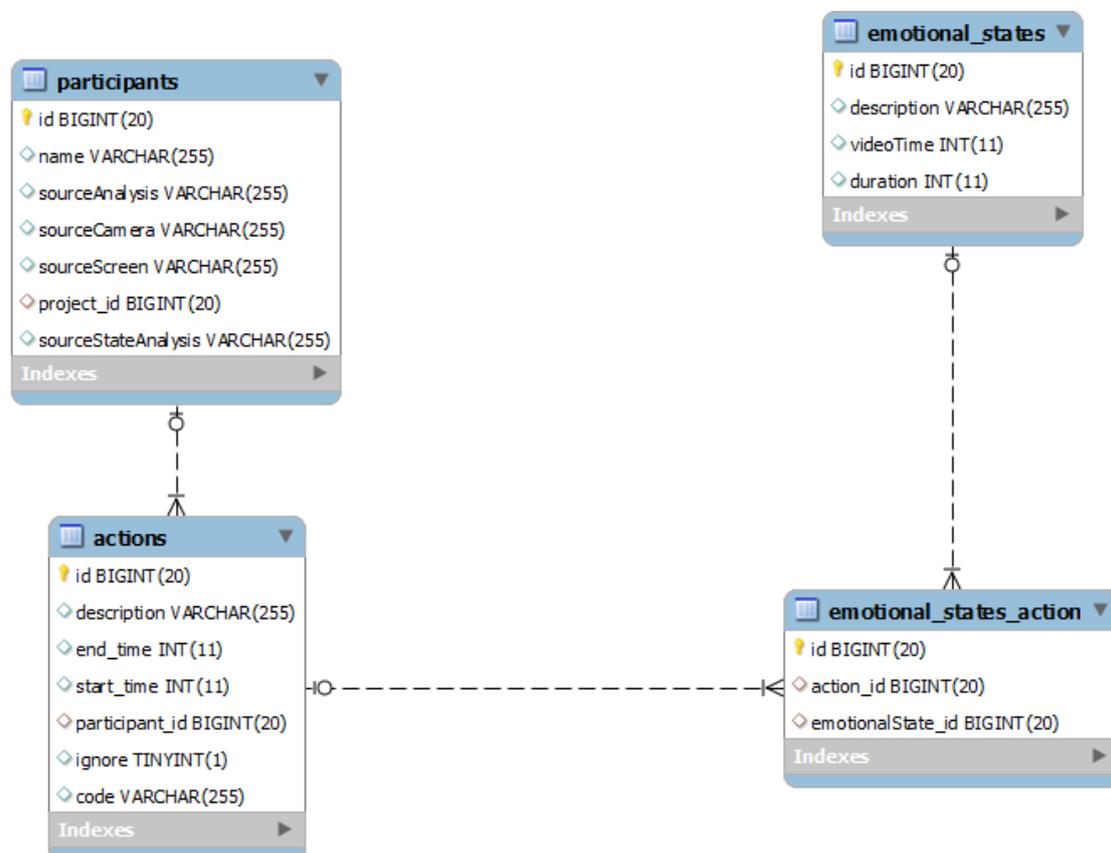
Fonte: Elaborado pelo autor.

Esses registros foram armazenados em um banco de dados, cuja modelagem pode ser vista na figura 26, com o tempo de início e fim de cada ação no ambiente. Com estes dados registrados, foram identificados os seguintes comportamentos observáveis: tempo de leitura de texto, ouvir áudio, assistir vídeo, acerto em exercício, tempo de resolução de exercício, aproveitamento total dos exercícios. Esses dados foram registrados para cada página e para cada aula, a partir das observações da captura de tela.

Isto resultou em um *dataset* com os atributos descritos no Anexo A, para uma

melhor organização dos comportamentos identificados no ambiente foram utilizadas regras de nomeação destes atributos. O prefixo indica o número da aula e o número da página, por exemplo, aula1\_p1 indica que este comportamento aconteceu durante a página 1 da aula 1. Após, registra o tipo do comportamento, que pode ser o tempo de leitura de um texto com o sufixo *\_tempo*, por exemplo: aula1\_p1\_tempo é o tempo de leitura do texto da página 1. Os outros sufixos são áudio, se o participante ouviu o áudio, vídeo se o participante assistiu o vídeo, ex1 é se o participante acertou o exercício número 1 da página, ex1\_tempo o tempo que o participante levou para responder o exercício 1 da página, e, aproveitamento\_ex que é o aproveitamento geral do participante na aula.

Figura 26. Modelagem do banco de dados



Fonte: Elaborado pelo autor.

O modelo ER da figura 26 tem a tabela *participants*, com o registro de todos os participantes que foram analisados e a localização dos arquivos para a análise. SourceCamera é o arquivo de vídeo com a gravação da *webcam*, sourceScreen é o arquivo de vídeo com a gravação da captura da tela, sourceAnalysis é o arquivo TXT

exportado pelo *software* FaceReader, apresentado na figura 21, e, o *sourceStateAnalysis* é o arquivo TXT exportado pelo *software* FaceReader com os estados emocionais, apresentado na figura 22. A tabela *actions* registra todos os comportamentos de cada participante no ambiente virtual de aprendizagem, com uma descrição, tempo de início e tempo de fim. Foi incluída também uma variável *ignore*, que são aqueles comportamentos que não foram considerados no modelo, como, por exemplo, responder o questionário de perfil cognitivo. *Code* foi um nome dado para ações em comum dos participantes, por exemplo, leitura do texto da página 1 da aula 1, teve o código AULA1\_PAG1\_TEXTO.

A tabela *emotional\_states* tem as informações lidas do arquivo TXT dos estados emocionais do *software* FaceReader, apresentado na figura 22. E a tabela *emotional\_states\_action* relaciona os estados emocionais do *software* FaceReader com as ações realizadas no ambiente.

Este capítulo apresentou as técnicas utilizadas para extrair as informações dos comportamentos observáveis e das emoções, a da captura da tela e das imagens da *webcam*, respectivamente. O capítulo 6 demonstra como estas informações foram correlacionadas para a criação de gráficos para análise e da proposta de um modelo de inferência.

## 6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta a proposta de um modelo de inferência de aquisição de conhecimento, os resultados gerados, a partir da combinação das emoções reconhecidas através das expressões faciais e dos comportamentos observáveis para a construção do conhecimento, assim como, considerações gerais do uso do AVA.

### 6.1 Combinação da análise das expressões faciais com os comportamentos observáveis

Com os dados capturados, dos comportamentos da interação dos usuários com o ambiente e das emoções capturadas a partir das expressões faciais, foi possível relacioná-los para obter informações do impacto destes sob a aquisição do conhecimento, que, neste trabalho, foi medida pelo acerto nos exercícios referentes aos assuntos apresentados no AVA.

O *software* FaceReader permite exportar as emoções capturadas em dois arquivos, um com as saídas do classificador com todas as emoções em todos os momentos do vídeo e outro somente com as mudanças das emoções, de acordo com um algoritmo próprio do *software*, conforme descrito na seção 5.3, do capítulo 5. Para este trabalho, foi usado o arquivo que tem as mudanças de emoções, pois ele sintetiza o que é mais importante. O formato do arquivo está na figura 27.

No momento inicial, a emoção é desconhecida. A partir do tempo 00:00:01.080 do vídeo o participante está expressando raiva até o momento 00:00:05.120 do vídeo, quando passa a expressar uma emoção desconhecida até o momento 00:00:10.160 do vídeo, quando passar a expressar o estado neutro, e assim por diante.

**Figura 27. Formato do arquivo de emoções**

```

Video analysis state log

Face Model: Elderly
Calibration: None
Start time: 23/05/2015 02:10:52.895
Filename: C:\Users\Admin\Desktop\Rafael-UNISC(BR)\21-maio-2015\participante02-camera.asf
Frame rate: 25

Video Time Emotion
00:00:00.000 Unknown
00:00:01.080 Neutral
00:00:08.000 Unknown
00:00:09.760 Sad
00:00:12.119 Neutral
00:00:15.600 Sad
00:00:17.400 Neutral
00:00:33.040 Unknown
00:00:33.600 Neutral
00:00:53.080 Happy
00:01:14.720 Neutral

```

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Este arquivo foi lido, para cada participante, e os dados foram estruturados conforme mostra a tabela 7. Uma coluna com a emoção, outra com o tempo do vídeo, em segundos (milissegundos foram desconsiderados, por não apresentar relevância ao trabalho). Outra coluna com a duração que esta emoção teve até o *software* FaceReader identificar outra emoção no participante, também em segundos. E, por último, no momento do vídeo em que esta emoção estava ocorrendo, qual a ação no ambiente estava sendo realizada, conforme mapeamento descrito na seção 5.4 do capítulo 5.

**Tabela 7. Estrutura do arquivo de estados emocionais do *software* FaceReader**

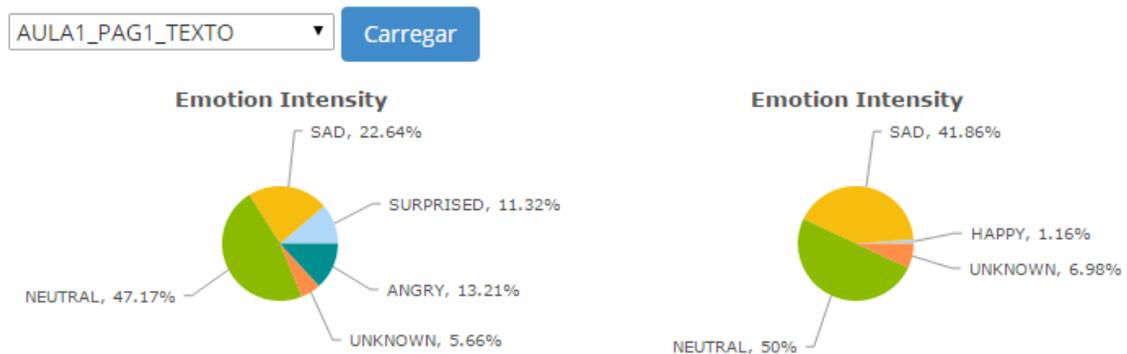
EMOÇÃO	TEMPO NO VÍDEO EM (s)	DURAÇÃO DA EMOÇÃO EM (s)	AÇÃO
UNKNOWN	0	1	AULA1_PAG1_TEXTO
ANGRY	1	4	AULA1_PAG1_TEXTO
UNKNOWN	5	5	AULA1_PAG1_TEXTO
NEUTRAL	10	2	AULA1_PAG1_AUDIO

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Com esta estrutura, é possível visualizar quais emoções foram expressas por cada participante para cada ação no ambiente. Como pode ser visto na figura 28, foi criado um gráfico de pizza com o percentual de duração de cada emoção durante um

comportamento no ambiente, neste exemplo, pode-se observar que a emoção neutra é predominante, porém, outras emoções como tristeza, surpresa, raiva e felicidade aparecem. Os gráficos de todas as emoções para todos os comportamentos estão no Anexo B.

**Figura 28. Emoção de cada participante para cada comportamento no ambiente**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Além da visualização gráfica do relacionamento dos comportamentos observáveis com as emoções, foi criado um modelo para se generalizar quais comportamentos no ambiente ou quais emoções impactam mais a aquisição do conhecimento, neste trabalho medida pelos acertos dos exercícios.

O conteúdo do AVA utilizado apresentou 18 exercícios. A primeira aula não oferece exercício, a segunda aula possui cinco exercícios, quatro exercícios na terceira aula, cinco na quarta aula e quatro na quinta aula. O aproveitamento dos quatro participantes em cada exercício pode ser visto na tabela 8. Em seis dos exercícios não houve erro, nestes, não há como se analisar a influência das emoções e dos comportamentos, pois há somente exemplos positivos. Já em dois dos exercícios não houve acerto e também não há como se analisar, pois são somente exemplos negativos. Dos 10 exercícios que foram analisados, houve doze respostas erradas, duas do participante 1, uma do participante 2, oito do participante 3 e uma do participante 4.

**Tabela 8. Aproveitamento geral nos exercícios**

	Exerc. 1	Exerc. 2	Exerc. 3	Exerc. 4	Exerc. 5
Aula 2	100%	100%	75%	75%	100%
Aula 3	50%	100%	0%	100%	---
Aula 4	75%	0%	75%	75%	50%
Aula 5	75%	75%	100%	75%	---

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Como os conteúdos não são acumulativos, são independentes de conhecimento para cada aula, não foi criado um modelo único de inferência do conhecimento. A aquisição do conhecimento foi analisada para cada exercício, para as páginas em que o conteúdo era apresentado ao estudante. Os comportamentos analisados foram: o tempo de leitura do texto, se ouviu o áudio da página e se assistiu ao vídeo da aula, além do tempo de resolução do exercício.

Observou-se que, a partir dos dados capturados as emoções identificadas durante a audição dos arquivos de áudio e da visualização do vídeo não foram relevantes, porque muitos se distraíam, olhando para cima ou para os lados, fecharam os olhos para se concentrar, o que resultou em muitas emoções inválidas ou imprecisas. As emoções durante a realização do exercício também foram imprecisas, devido ao curto espaço de tempo, entre 10 e 20 segundos, em média, para cada exercício. A ação nas quais as emoções expressas pelos estudantes apresentaram maior relevância para o acerto ou não do exercício foi durante a leitura dos textos das aulas, por isto, somente esta será usada no modelo. Foram considerados os exercícios 3 e 4 da aula 2, o exercício 1 da aula 3, os exercícios 1, 3, 4 e 5 da aula 4 e os exercícios 1, 2 e 4 da aula 5. Os conteúdos relacionados com cada exercício estão descritos na tabela 9.

**Tabela 9. Fonte de conteúdo para resolução de exercício**

Exercício	Conteúdo
Aula 2 – Exercício 3	Na aula 2, Página 2 e Vídeo.
Aula 2 – Exercício 4	Na aula 2, Página 1 e Vídeo.
Aula 3 – Exercício 1	Na aula 3, Página 1 e Vídeo.
Aula 4 – Exercício 1	Na aula 4, Página 1 e Vídeo
Aula 4 – Exercício 3	Na aula 4, Página 1 e Vídeo
Aula 4 – Exercício 4	Na aula 4, Página 1 e Vídeo
Aula 4 – Exercício 5	Na aula 4, Página 1 e Vídeo
Aula 5 – Exercício 1	Na aula 5, Página 1 e Vídeo
Aula 5 – Exercício 2	Na aula 5, Página 1 e Vídeo
Aula 5 – Exercício 4	Na aula 5, Página 2 e Vídeo

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

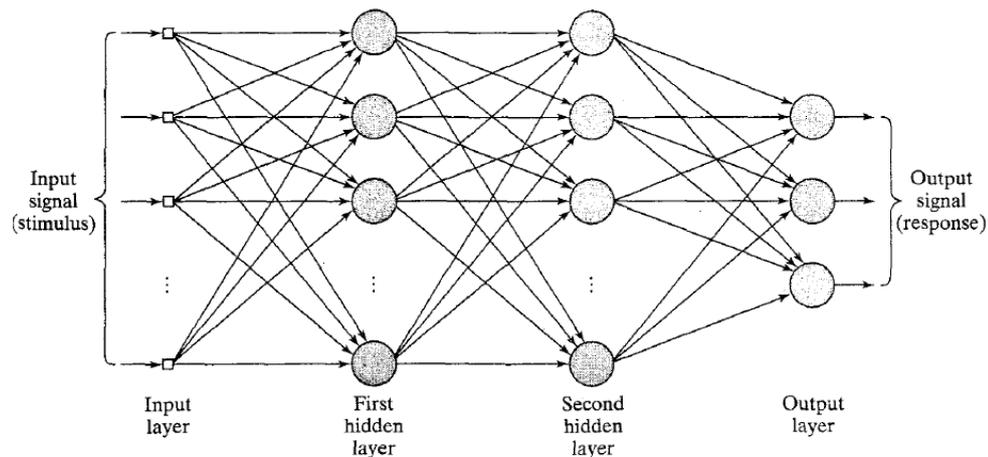
Para a criação de um modelo, a partir destes dados, propôs-se trabalhar com a técnica de redes neurais artificiais, já que esta é capaz de ser treinada para resolver qualquer tipo de problema em reconhecimento de padrões (NIEVOLA, 2004).

## **6.2 Redes Neurais Artificiais**

Segundo (NIEVOLA, 2004), uma rede neural artificial (RNA) é um paradigma computacional que se baseia no funcionamento de uma rede neural biológica do cérebro humano. Este paradigma foi criado com o intuito de fazer o computador processar informações de modo análogo ao cérebro humano.

A RNA utilizada neste trabalho é do tipo MLP – *Multi Layer Perceptron*, proposta por (HOFFMANN, 1993). A figura 29 apresenta um exemplo de MLP. A criação de camadas intermediárias na rede proporcionou ao algoritmo um maior poder computacional sendo possível ser treinado para qualquer tipo de problema.

**Figura 29. Perceptron multi-camadas (MLP)**



**Fonte: (HAYKIN, 1999)**

Esta topologia de rede MLP é para aprendizagem supervisionada, ou seja, realizada a partir de um conjunto de dados de entrada que tem um conjunto de saídas conhecidas. A partir destes dados, o algoritmo pode aprender e criar um modelo para aprender um padrão nestes dados. Neste trabalho, a avaliação da aquisição do conhecimento foi medida pelo desempenho em cada exercício.

### 6.3 Modelo de inferência da aquisição do conhecimento

Foi criado um modelo para cada exercício com os comportamentos observáveis das páginas que o conteúdo é apresentado, o tempo de resolução do exercício e a emoção durante a leitura do texto. A tabela 10 apresenta os dados do modelo para o exercício 3 da aula 2. Observa-se que o estudante que não acertou o exercício foi o que ficou menos tempo na leitura do texto, mais tempo na resolução do exercício e apresentou a emoção de tristeza durante a leitura do texto da página.

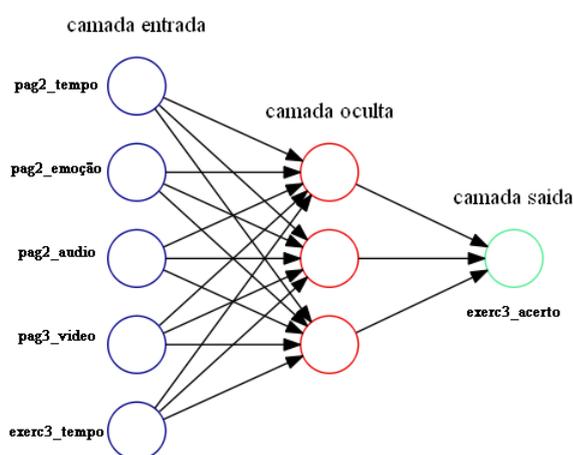
**Tabela 10. Comportamentos e emoções do exercício 3 da aula 2.**

pag2_tempo	pag2_emocao	pag2_audio	pag3_video	exerc3_temp	exerc3_acerto
106s	NEUTRAL	Não	Sim	10s	Sim
49s	NEUTRAL	Não	Sim	9s	Sim
32s	SAD	Não	Sim	14s	Não
42s	NEUTRAL	Não	Não	8s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A figura 30 apresenta uma RNA criada a partir dos dados da tabela 10. Foi utilizada uma rede neural do tipo MLP (*Multi-Layer Perceptron*), pois ela é capaz de resolver problemas não lineares, pode ser treinada para qualquer problema de classificação de padrões. Como entradas, são utilizados os comportamentos observáveis e as emoções. Neste caso, o tempo de leitura do texto da página 2, se ouviu o áudio da página 2, se assistiu ao vídeo, e o tempo para resolução do exercício, que são os comportamentos que estão relacionados a este exercício. E também, as emoções, neste caso a emoção expressa pelo estudante durante a leitura do texto da página 2. Como saída, a rede fornecerá um valor entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1, infere-se que é mais provável a aquisição do conhecimento.

**Figura 30. Modelo de RNA para resolução exercício 3 da aula 2.**



**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A tabela 11 mostra os dados do exercício 4 da aula 2. Neste exercício, o estudante que não acertou, teve o tempo de leitura do texto de apoio dentro da média, porém, assim como o anterior, a emoção dominante durante a leitura do texto foi de tristeza e o tempo de resolução do exercício foi acima da média dos outros estudantes.

**Tabela 11. Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 2.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc4_temp	exerc4_acerto
71s	NEUTRAL	Sim	Sim	23s	Sim
57s	NEUTRAL	Não	Sim	11s	Sim
58s	SAD	Não	Sim	64s	Não
52s	NEUTRAL	Não	Não	32s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A tabela 12 mostra os dados do exercício 1 da aula 3. Este exercício, acredita-se ser diferente dos demais, já que a resposta é do tipo eliminatória “apenas x e y estão corretos”. Questões deste tipo tiveram apenas 16% de acerto, logo acredita-se que o desempenho ruim está mais relacionado à forma de elaboração da questão do que aos comportamentos ou emoções.

**Tabela 12. Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 3.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc1_temp	exerc1_acerto
77s	SURPRISED	Sim	Sim	41s	Não
135s	NEUTRAL	Sim	Sim	27s	Sim
197s	UNKNOWN	Não	Sim	61s	Não
93s	NEUTRAL	Não	Não	68s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

Na aula 4, todos os exercícios foram elaborados com base no conteúdo apresentado na página 1 e retomado no vídeo, logo, o único fator avaliado que se diferencia é o tempo para resolução do exercício. A tabela 13 mostra os dados do exercício 1 da aula 4. A tabela 14 mostra os dados do exercício 3 da aula 4. A tabela 15 mostra os dados do exercício 4 da aula 4. A tabela 16 mostra os dados do exercício 5 da aula 4. Na aula 4, o participante 3 não acertou os exercícios. Observa-se que apenas ele e o participante 4 não assistiram ao vídeo, no entanto, o participante 4 que acertou as questões, possui um tempo de leitura maior, logo, entende-se que, neste caso, a leitura mais criteriosa compensou o fato do participante não assistir o vídeo. Outro fator que se observou é que, com exceção do exercício 5, nos demais o participante 3 tem um tempo de resposta acima da média. Nestes quatro exercícios analisados, a emoção foi neutra

durante a leitura do texto. A análise foi realizada, sobre o conteúdo da página 1, já que todos os exercícios da aula 4 têm conteúdos apresentados nesta página.

**Tabela 13. Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 4.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc1_temp	exerc1_acerto
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	21s	Sim
90s	NEUTRAL	Sim	Sim	18s	Sim
93s	NEUTRAL	Não	Não	93s	Não
169s	NEUTRAL	Não	Não	46s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

**Tabela 14. Comportamentos e emoções do exercício 3 da aula 4.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc3_temp	exerc3_acerto
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	25s	Sim
90s	NEUTRAL	Sim	Sim	30s	Sim
93s	NEUTRAL	Não	Não	52s	Não
169s	NEUTRAL	Não	Não	22s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

**Tabela 15. Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 4.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc4_temp	exerc4_acerto
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	22s	Sim
90s	NEUTRAL	Sim	Sim	10s	Sim
93s	NEUTRAL	Não	Não	90s	Não
169s	NEUTRAL	Não	Não	52s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

**Tabela 16. Comportamentos e emoções do exercício 5 da aula 4.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc5_temp	exerc5_acerto
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	22s	Não
90s	NEUTRAL	Sim	Sim	14s	Sim
93s	NEUTRAL	Não	Não	39s	Não
169s	NEUTRAL	Não	Não	40s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A aula 5 foi a que apresentou a maior diversidade dos dados, já que apenas o participante 1 acertou todas as questões. A tabela 17 mostra os dados do exercício 1 da aula 5 e a tabela 18 mostra os dados do exercício 2 da aula 5. Ambos os exercícios foram elaborados com conteúdo da página 1 da aula 5 e do conteúdo apresentado no vídeo. Em comum, as duas pessoas que não acertaram uma das questões desta aula não assistiram ao vídeo.

**Tabela 17. Comportamentos e emoções do exercício 1 da aula 5.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc1_temp	exerc1_acerto
55s	SAD	Sim	Sim	46s	Sim
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	37s	Sim
124s	NEUTRAL	Não	Não	34s	Não
132s	NEUTRAL	Não	Não	61s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

**Tabela 18. Comportamentos e emoções do exercício 2 da aula 5.**

pag1_tempo	pag1_emocao	pag1_audio	pag3_video	exerc2_temp	exerc2_acerto
55s	SAD	Sim	Sim	41s	Sim
60s	NEUTRAL	Sim	Sim	29s	Sim
124s	NEUTRAL	Não	Não	68s	Sim
132s	NEUTRAL	Não	Não	53s	Não

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A tabela 19 mostra os dados do exercício 4 da aula 5. Neste exercício, o

participante que não acertou o exercício foi o que teve o menor tempo de leitura no texto.

**Tabela 19. Comportamentos e emoções do exercício 4 da aula 5.**

pag2_tempo	pag2_emocao	pag2_audio	pag3_video	exerc4_temp	exerc4_acerto
71s	SAD	Não	Sim	16s	Sim
58s	NEUTRAL	Não	Sim	46s	Não
71s	NEUTRAL	Não	Não	49s	Sim
157s	NEUTRAL	Não	Não	69s	Sim

**Fonte: Elaborado pelo autor.**

A partir destes dados coletados, observou-se que o tempo de leitura do texto da página e o tempo de resolução do exercício são mais relevantes ao modelo do que o fato de ouvir o áudio ou assistir o vídeo. Em geral, participantes que erraram as questões, ou tiveram um tempo de leitura do texto abaixo da média, ou tempo de resolução do exercício acima da média.

As emoções, capturadas através das expressões faciais, também são importantes para a inferência da aquisição do conhecimento neste ambiente virtual de aprendizagem, visto que nas aulas 2 e 3 os participantes que erraram as questões estavam em um estado emocional de tristeza ou surpresa (diferente do estado neutro dos demais participantes). A aula 4 foi a única que a emoção não apresentou relevância, talvez pelo fato de todos os exercícios estarem baseados em uma única aula, tendo apenas a emoção de uma página como amostragem. Na aula 5, os participantes 2 e 4, nas questões que erraram, tiveram a emoção triste (SAD) com uma taxa acima da média deles em comparação com a leitura das outras páginas, apesar da predominância da emoção no estado neutro.

Neste trabalho, se avaliou a aquisição do conhecimento com base em um dia de aula. Entende-se que com um uso contínuo do ambiente virtual de aprendizagem pelos participantes, pode-se melhorar o modelo proposto com a criação de um histórico afetivo e comportamental de cada participante, assim como um perfil de pré-conhecimento para cada participante. Por exemplo, o participante 3 errou mais questões que todos os demais participantes.

Além destas análises sob o modelo, puderam-se observar outros aspectos do uso do ambiente virtual de aprendizagem:

- As duas perguntas que todos os participantes erraram apresentaram uma estrutura de resposta eliminatória. “Apenas x e y são verdadeiras”. Dentre os 18 exercícios, três apresentavam esta mesma estrutura. De 12 respostas, para esta estrutura, apenas duas foram corretas (16%), muito abaixo do apresentado pelas outras perguntas, que obtiveram acerto acima de 80%.
- Agentes pedagógicos em AVAs auxiliam os estudantes, mas a aparição deles com frequência incomodou os estudantes, que reclamaram de interrupções desnecessárias que atrapalhavam a concentração.
- Mostrar o aproveitamento do estudante após a conclusão dos exercícios pode desmotivá-lo, caso não tenha obtido um *score* alto.
- As pessoas têm dificuldade para admitir que estão com dificuldades no uso do ambiente, logo, questionários de autoavaliação podem ser falhos.
- Cada pessoa apresentou um estilo cognitivo de aprendizado, algumas preferiram acessar todo o material, enquanto outras preferiram somente ler os textos e, no final nos testes realizados, em geral, todos apresentaram bons resultados, independentes das táticas adotadas.
- No início, os participantes, em geral, usavam todas as formas de conteúdo, liam o texto, ouviam o áudio e assistiam ao vídeo. Conforme observaram que o conteúdo era o mesmo, passaram a, praticamente, não escutar o áudio e, até mesmo, não assistir ao vídeo.

Este capítulo apresentou as técnicas utilizadas para combinar as informações dos comportamentos observáveis e das emoções obtidas no capítulo 5. Assim como, os resultados obtidos e a análise destes. Também, foi apresentada a proposta de um modelo de inferência do processo de construção de conhecimento em um ambiente virtual de aprendizagem.

## 7 CONCLUSÃO

A partir dos estudos realizados, reafirma-se que a emoção é um fator importante para processos cognitivos, como os que desencadeiam novos conhecimentos. Observou-se que a tarefa de desenvolver *softwares* que reconhecem e usam emoções não é uma tarefa simples, já que abrange diferentes áreas como: Computação, Neurologia e Psicologia. Para se iniciar o trabalho, foi necessário o estudo desde a definição do que é uma emoção e os principais modelos de emoções básicas, que segundo (ORTONY e TURNER, 1990) é um assunto controverso com diversas opiniões de autores, até os diferentes métodos que existem atualmente para o reconhecimento de emoções através de computadores e dispositivos. É possível reconhecer emoções através de comportamentos, de expressões faciais, de sinais fisiológicos (batimentos cardíacos, temperatura da pele, respiração, entre outros), da postura corporal, da voz e até através dos textos que escrevemos, etc.

Escolheu-se trabalhar, dentre os diferentes modelos de emoções básicas, com as seis emoções básicas de (EKMAN, FRIESEN e ELLSWORTH, 1982): felicidade, tristeza, nojo, raiva, medo e surpresa. Já que estas são as identificadas pelo método de reconhecimento de emoções através das expressões faciais, usado neste trabalho. Este modelo de emoções também já foi usado em trabalhos anteriores junto ao ambiente virtual de aprendizagem, como em (SCHERER, 2014) na tentativa de inserir um questionário de autoavaliação de emoções aos estudantes.

Para o reconhecimento das emoções, através das expressões faciais, já existem *softwares* que desenvolveram estas técnicas para a captura e tratamento da face e dos AU – *Action Units*, pontos da face, descritos no trabalho de (EKMAN e FRIESEN, 1978) e que são usados para o reconhecimento das emoções através das expressões faciais. Os *softwares* analisados estão descritos na seção 5.3 do capítulo 5. Optou-se por trabalhar com o *software* FaceReader, já que foi utilizado em projeto de cooperação internacional entre o PPGSPI da UNISC e o grupo SINFOCI (Sistemas de Informação e Controle Industrial) da UNIQUINDIO, Colômbia. Assim como também é usado em outras universidades por pesquisadores (LEWINSKI, FRANSEN e TAN, 2014), (DRAPE *et al.*, 2013) e (GOLDBERG, 2014).

Na área de educação, existem trabalhos que utilizam as emoções capturadas

através das expressões faciais e analisadas pelo *software* FaceReader, como em (DRAPE *et al.*, 2013), (DRAPE *et al.*, 2009), (HARLEY, BOUCHET e AZEVEDO 2012), (HARLEY, BOUCHET e AZEVEDO, 2013), (MORIDIS e ECONOMIDES, 2012) e (TERZIS, MORIDIS e ECONOMIDES, 2010). No entanto, estes, diferente do que se propôs neste trabalho, utilizam análise de expressões faciais em tempo real, em momentos específicos do uso do ambiente, como, por exemplo, durante a interação com um agente, comparando-as com outros métodos, como os sinais fisiológicos, observações de pesquisadores ou formulários de autoavaliação.

O objetivo deste trabalho foi propor um modelo de inferência relacionando as emoções, capturadas através das expressões faciais, e os comportamentos observáveis durante toda a interação com o ambiente, como: tempo que ficou na página de conteúdo, número de erros e acertos nas questões, tempo para responder um exercício, entre outras variáveis de uso do sistema.

Este modelo foi apresentado na seção 6.3 do capítulo 6, porém, sabe-se que não possui elementos para sua generalização, pois considera a amostra utilizada. Contudo, as técnicas e o modelo proposto neste trabalho podem vir a ser aplicados com uma amostra maior em trabalho futuro.

Toda a análise das expressões faciais foi realizada em colaboração com a Universidad Del Quíndio, localizada na Armênia – Colômbia, com o auxílio do Prof. William Joseph Giraldo Orozco e Mónica Yulieth Cortés Idárraga do grupo SINFOCI.

Os resultados deste trabalho são positivos no que se refere aos estudos relacionados e à metodologia empregada para a proposta do modelo de inferência, relacionando emoções e comportamentos observáveis para avaliar conhecimento e propondo uso da técnica de Rede Neural Artificial que, em trabalhos futuros, poderá servir para generalizar resultados ou se aproximar disso.

Sugere-se que este trabalho tenha continuidade com a aplicação a um grupo maior de participantes e por períodos contínuos, considerando os resultados atingidos: estado emocional neutro e emoção de tristeza são os mais relevantes na aquisição do conhecimento, e os comportamentos do tempo de leitura do texto da página e o tempo de resolução do exercício são os mais relevantes dentre os comportamentos estudados.

Outro ponto importante observado é que, apesar do avanço dos estudos na área de reconhecimento de emoções através de expressões faciais, ainda continua sendo

necessário um ambiente com boa iluminação e boa câmera. Seria interessante a inclusão de outro método de reconhecimento de emoções, como os sinais fisiológicos, para levantamento de mais dados para suportar um modelo genérico o suficiente para o uso em ambientes virtuais de aprendizagem.

É importante relacionar este trabalho com os estudados no referencial teórico. O trabalho de (IEPSEN, 2013) utilizou comportamentos observáveis em um ambiente para ensino de programação JAVA e realizou a inferência da frustração através de um modelo com um classificador por regras. E (JAQUES, JAQUES e LEHMANN, 2008) que inferiu seis emoções (alegria, tristeza, vergonha, orgulho, admiração e reprovação) baseando-se na teoria OCC (ORTONY, CLORE e COLLINS, 1988) e utilizou o modelo BDI, através da teoria *appraisal*. Neste trabalho, as emoções capturadas e analisadas pelas expressões faciais dos estudantes idosos foram relacionadas aos seus comportamentos observáveis no AVA para, então, inferir a aquisição do conhecimento.

Os trabalhos de (DINIZ *et al.*, 2013) e (OLIVEIRA e JAQUES, 2013) apresentaram técnicas para o reconhecimento de emoções através de expressões faciais, segundo o modelo FACS (EKMAN e FRIESEN, 1978), estas, que neste trabalho foram reconhecidas através do *software* FaceReader.

## REFERÊNCIAS

AFFECTIVA. Q-Sensor (2.0) [hardware medição de sinais fisiológicos]. Waltham, Massachusetts: Affectiva, 2013.

AHLBERG, J. CANDIDE-3 – an updated parameterized face. Suécia: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Linkoping, 2001. Relatório nº LiTH-ISKY-R-2326.

ARMONY, Jorge L. *et al.* Computational modeling of emotion: explorations through the anatomy and physiology of fear conditioning. *Trends in Cognitive Sciences*, v. 1, n. 1, p. 28-34, 1997.

ARNOLD, Magda B. *Emotion and Personality*. Nova Iorque: Columbia University Press, 1960.

BERCHT, Magda. *Em direção a agentes pedagógicos com dimensões afetivas*. 2001. 152 f. Tese (Doutorado) - Programa de Pós Graduação em Computação (PPGCC), Instituto de Informática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, 2001.

BÖHM, Diogo Luiz. *Detecção automática de expressões faciais em imagens de faces humanas*. 2011. 67 f. Monografia (Graduação) - Universidade de Santa Cruz do Sul, Santa Cruz do Sul, 2011.

BORIN, Mircéia Pereira. *O uso de Ambientes Visuais de Aprendizagem com Agentes Pedagógicos Emocionais para Capacitação em Organizações*. 2010. 111 f. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais) - Universidade de Santa Cruz do Sul, Santa Cruz do Sul, 2010.

BORIN, Mircéia P. *et al.* Virtual Learning Environments with Emotional Pedagogical Agents for Training in Organizations. In: *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (ICIEOM)*, 2012, Guimarães. Proceedings. Baurú - SP: ABEPRO, 2012. p. ID57.1-ID57.10.

BRASIL. Ministério da Educação. *Referenciais para elaboração de material didático para EaD no Ensino Profissional e Tecnológico*. 2007. Disponível em [http://www.etecbrasil.mec.gov.br/gCon/recursos/upload/file/ref\\_materialdidatico.pdf](http://www.etecbrasil.mec.gov.br/gCon/recursos/upload/file/ref_materialdidatico.pdf). Acesso em: 01 jun 2014.

BRATMAN, M. What is intention? In: COHEN, P.; MORGAN, J.; POLLACK, M.

- (Org.). *Intentions in Communication*. Cambridge, MA: MIT Press, 1990. p. 15-32.
- DAMÁSIO, Antônio R. *O erro de Descartes: emoção, razão e o cérebro humano*. Tradução: Dora Vicente e Georgina Segurado. São Paulo: Companhia das Letras, 1996.
- DINIZ, Fábio Abrantes *et al.* Um Sistema de Reconhecimento de Expressões Faciais para Apoiar um Ambiente Virtual de Aprendizagem.. In: IX Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação - SBSI 2013, 2013, João Pessoa. Anais do IX Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação. João Pessoa: UFPB/SBC, 2013.
- DRAPE, Tiffany *et al.* The Moments We Miss: Using Facial Reader Software as an Educational Research Tool. In: Presentation at Association of Career and Technical Education for Research, Nashville, TN, 2009.
- DRAPE, Tiffany *et al.* Technology Integration in an Agriculture Associate's Degree Program: A Case Study Guided by Roger's Diffusion of Innovation. In: NACTA Journal, 2013, p. 24-35.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W. *Facial Action Coding System: A technique for the Measurement of Facial Movement*. 1. ed. Palo Alto: Consulting Psychologists Press, 1978.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W. V.; ELLSWORTH, P. What emotion categories or dimensions can observers judge from facial behaviour? In: EKAMN, Paul. (Org.). *Emotion in the Human Face*, Nova Iorque: Cambridge University Press, 1982. p. 39-55.
- EKMAN, Paul. Basic Emotions. In: DALGLEISH, T.; POWER, M. *Handbook of Cognition and Emotion*. Sussex, Reino Unido: John Willey & Sons, 1999.
- FELDER, R.; SOLOMAN, B. A. *Index of Learning Styles (ILS)*, 1999. Disponível em: <<http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/ILSpage.html>>. Acesso em: 21 jul. 2015.
- FLORES, Marina dos Santos. *Uso de Rede Neural Artificial para Determinar o Estilo Cognitivo de Aprendiz*. 2013. Monografia (Graduação) - Universidade de Santa Cruz do Sul, Santa Cruz do Sul, 2013.
- FRIJDA, Nico H. *The emotions*. Cambridge, Inglaterra: Cambridge University Press, 1986.
- FROZZA, Rejane *et al.* Dóris 3D: Agente pedagógico baseado em emoções. In: XX

Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2009, Florianópolis. Anais do ...  
Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. Florianópolis: Universidade Federal  
de Santa Catarina, 2009. p. 1-10.

FROZZA, Rejane *et al.* Agentes pedagógicos emocionais atuando em um ambiente  
virtual de aprendizagem. *RENOTE*, v. 9, n. 1, p. 1-10, 2011.

GOLDBERG, Joseph H. Measuring Software Screen Complexity: Relating Eye  
Tracking, Emotional Valence, and Subjective Ratings. *International Journal of Human-  
Computer Interaction*, v. 30, n. 7, p. 518-532, 2014.

GRAY, Jeffrey A. *The neuropsychology of anxiety*. Oxford: Oxford University Press,  
1982.

GRIESANG, Geovane. Desenvolvimento de um Mecanismo de Comunicação entre  
Agentes Pedagógicos em um Ambiente Virtual de Aprendizagem. Dissertação de  
Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais) -  
Universidade de Santa Cruz Sul, Santa Cruz do Sul, 2013.

HARLEY, Jason M.; BOUCHET, François; AZEVEDO, Roger. Measuring learners'  
co-occurring emotional responses during their interaction with a pedagogical agent in  
MetaTutor. In: *Intelligent Tutoring Systems*. Springer Berlin Heidelberg, 2012. p. 40-  
45.

HARLEY, Jason M.; BOUCHET, François; AZEVEDO, Roger. Aligning and  
Comparing Data on Emotions Experienced during Learning with MetaTutor. In:  
*Artificial Intelligence in Education*. Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 61-70.

HARLEY, Jason M. *et al.* A multi-componential analysis of emotions during complex  
learning with an intelligent multi-agent system. In: *Computers in Human Behavior*, v.  
48, p. 615-625, 2015.

HAYKIN, Simon. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2. ed. Englewood  
Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1999.

HOFFMANN, Norbert. *Kleines Handbuch Neuronale Netz*. Braunschweig: Vieweg &  
Sohn Verlagsgesellschaft mbH, 1993.

JAQUES, Patrícia A.; VICARI, Rosa. PAT: um agente pedagógico animado para  
interagir efetivamente com o aluno. *RENOTE*, v. 3, n. 1, 2005a.

JAQUES, Patrícia A.; VICARI, Rosa. Estado da arte em ambientes inteligentes de aprendizagem que consideram a afetividade do aluno. *RENOTE*, v. 8, n. 1, p. 15-38, 2005b.

JAQUES, Patrícia A.; JAQUES, Karin. S. F.; LEHMANN, Matheus. Avaliando a efetividade de um agente pedagógico animado emocional. In: *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2008, Fortaleza. Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - CDROM, 2008.*

JAQUES, Patrícia A.; NUNES, Maria Augusta S. N., 2012. Ambientes Inteligentes de Aprendizagem que inferem, expressam e possuem emoções e personalidade. In: ISOTANI, S.; CAMPOS, Fernanda C. A. (Org.). *Jornada de Atualização em Informática na Educação - JAIE 2012. 1 ed. Porto Alegre: SBC, v. 1, p. 32-71.*

IEPSEN, Edécio Fernando. Ensino de algoritmos: detecção do estado afetivo de frustração para apoio ao processo de aprendizagem. 2013. Tese (Doutorado) - Programa Pós Graduação em Informática na Educação (PPGIE), Instituto de Informática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, 2013.

IZARD, Carroll. *The face of emotion*. Nova Iorque: Appleton-Century-Crofts, 1971.

IZARD, Carroll. Emotion-cognition relationships and human development. In: \_\_\_\_.; KAGAN, J.; ZAJONC, R.B. (Org.). *Emotions, cognition, and behavior*. Nova Iorque: Cambridge University Press, 1984. p. 17-37.

JAMES, William. What is an emotion? In: *Mind*, n. 9, p. 188-205, 1884.

KAPOOR, Ashish; PICARD, Rosalind W.; IVANOV, Yuri. Probabilistic combination of multiple modalities to detect interest. In: *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004, Cambridge, U.K. Proceedings of the 17th International Conference on. IEEE, 2004. p. 969-972.*

KAPOOR, Ashish; AHN, Hyungil; PICARD, Rosalind W. Mixture of gaussian processes for combining multiple modalities. In: *Multiple Classifier Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2005. p. 86-96.*

KIM, Kyung Hwan; BANG, S. W.; KIM, S. R. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical and biological engineering and computing*, v. 42, n. 3, p. 419-427, 2004.

KOHAVI, Ron. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and

model selection. In: International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 1995. Montreal, Canada. p. 1137-1145.

LAZARUS, Richard S. *Emotion & Adaptation*. Nova Iorque: Oxford University Press, 1991.

LEDOUX Joseph. E. *The Emotional Brain*. Nova Iorque: Simon & Schuster, 1996.

LEWINSKI, Peter; FRANSEN, Marieke L.; TAN, Ed S. H. Predicting advertising effectiveness by facial expressions in response to amusing persuasive stimuli. *Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics*, v. 7, n. 1, p. 1, 2014.

MARSELLA, Stacy; GRATCH, Jonathan; PETTA, Paolo. Computational models of emotion. In: SCHERER, K.; BÄNZIGER, T.; ROESCH, E (Org.). *A Blueprint for Affective Computing - A sourcebook and manual*, Oxford: Oxford University Press, 2010. p. 21-46.

McDOUGALL, William. *An introduction to social psychology*. Boston: Luce, 1926.

MEHRABIAN, A.; RUSSEL, J. A. *An Approach to environmental psychology*. Cambridge: MIT Press, 1974.

MICROSOFT RESEARCH, *Programming Guide: Getting Started with the Kinect for Windows SDK Beta*, 2011. Disponível em: <[http://research.microsoft.com/en-us/um/redmond/projects/kinectsdk/docs/ProgrammingGuide\\_KinectSDK.docx](http://research.microsoft.com/en-us/um/redmond/projects/kinectsdk/docs/ProgrammingGuide_KinectSDK.docx)>.

Acesso em 01 Jun 2014.

MORIDIS C.N.; ECONOMIDES, A.A. Affective Learning: Empathetic Agents with Emotional Facial and Tone of Voice Expressions. 2012, *IEEE Transactions of Affective Computing*. v. 3, p. 260-272.

MOTA, Selene; PICARD, Rosalind W. Automated posture analysis for detecting learner's interest level. In: *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2003. CVPRW'03. Conference on IEEE, 2003*. p. 49-56.

NETO, Ary Fagundes Bressane. *Uma Arquitetura para Agentes Inteligentes com Personalidade e Emoção*. 2010. Dissertação de Mestrado (Instituto de Matemática e Estatística), Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

NIEVOLA, Júlio Cesar. *Redes Neurais Artificiais*. In: *Sociedade Brasileira de Computação. (Org.). Inteligência Artificial*. 1ed. Porto Alegre: Editora da Sociedade

Brasileira de Computação - ESBC, 2004, v. 1, p. 1-50.

OATLEY, Keith; JOHNSON-LAIRD, Philip N. Towards a cognitive theory of emotions. *Cognition and emotion*, v. 1, n. 1, p. 29-50, 1987.

OLIVEIRA, Eduardo de; JAQUES, Patrícia A. Classificação de emoções básicas através de imagens capturadas por webcam. *RENOTE*, v. 5, n. 2, p. 40-54, 2013.

ORTONY, A.; CLORE, G.L.; COLLINS, A. *The Cognitive Structure of Emotions*. Nova Iorque: Cambridge University Press. 1988.

ORTONY, Andrew; TURNER, Terence J. What's basic about basic emotions?. *Psychological review*, v. 97, n. 3, p. 315-331, 1990.

PAIVA, Ana; MACHADO, Isabel. Vincent, an autonomous pedagogical agent for on-the-job training. In: *Intelligent tutoring systems*. Springer Berlin Heidelberg, 1998. p. 584-593.

PANKSEPP, Jaak. Toward a general psychobiological theory of emotions. *Behavioral and Brain sciences*, v. 5, n. 03, p. 407-422, 1982.

PENALOSA, E.; CASTANEDA, S. Meta-Tutor: an online environment for knowledge construction and self-regulated learning in clinical psychology teaching. In: *International Journal of Continuing Engineering Education and Life Long Learning*, v. 18, n. 3, p. 283-297, 2008.

PIAGET, Jean. Les relations entre l'intelligence et l'affectivité dans le développement de l'enfant. In: RIMÉ, B.; SCHERER, K. (Org.). *Les Émotions*. Paris: Delachaux et Niestlé, 1989.

PICARD, Rosalind W. *Affective Computing*. Cambridge: MIT Press, 1997.

PICARD, Rosalind W.; VYZAS, Elias; HEALEY, Jennifer. Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state. In: *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, v. 23, n. 10, p. 1175-1191, Oct. 2001.

PLUTCHIK, Robert. A general psychocvolutionary theory of emotion. In: \_\_\_\_\_.; KELLERMAN, H. (Org.). *Emotion: Theory, research, and experience*. v. 1. Nova Iorque: Academic Press, 1980. p.3-31.

SCHERER, Klaus. Appraisal Theory. In: DALGLEISH, T.; POWER, M. (Org.). *Handbook of Cognition and Emotion*. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 1999.

SCHERER, Klaus. Psychological models of emotion. In: BOROD, Joan C. (Org.) *The Neuropsychology of Emotion*. Nova Iorque: Oxford University Press, 2000, p. 62-137.

SCHERER, Nadiesca Homrich. Aspectos Emocionais e Cognitivos de Estudantes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. 2013. 149 f. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais) - Universidade de Santa Cruz Sul – Santa Cruz do Sul, 2014.

SCHREIBER, Jacques N. C. *et al.* Um ambiente de EAD como Catalisador da Competividade Empresarial. In: XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2010, São Carlos. Anais do XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2010.

SEBE, Nicu; LEW, Michael S.; HUANG, Thomas S. The state-of-the-art in human-computer interaction. In: *Computer Vision in Human-Computer Interaction*. 2004, Praga, Republica Tcheca: Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 1-6.

SILVA, Tarcila G.; BERNARDI, Giliane. Cal: Um agente pedagógico animado para apoio em um objeto de aprendizagem para o ensino de matemática. In: Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. 2009.

SILVA, A. K. *et al.* O Método Clínico de Piaget como forma de Avaliação da Aprendizagem em um Sistema Tutor Inteligente com Agente Pedagógico. XXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, João Pessoa, Paraíba, 2010.

TAO, Linmi *et al.* A computational study on PAD based emotional state model. In: *Proceedings of the 26th Computer-Human Interaction Conference*. 2008.

TERZIS, Vasileios; MORIDIS, Christos N.; ECONOMIDES, Anastasios A. Measuring instant emotions during a self-assessment test: the use of FaceReader. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Methods and Techniques in Behavioral Research*. Eindhoven, Holanda, 2010. p. 192-195.

TOMKINS, Silvan S. Affect theory. In: SCHERER, K. R.; EKMAN, P. (Org.). *Approaches to emotion*. Hillsdale, New Jersey: Erlbaum, 1984. p.163-195.

VIOLA, P.; JONES, M. Robust real-time object detection. Technical report, University of Cambridge, 2001.

VYGOTSKY, Lev. *Thought and Language*. 2 ed. Cambridge: MIT Press, 1986.

WATSON, John B. *Behaviorism*. Chicago: University of Chicago Press, 1930.

WEINER, B.; GRAHAM, S. An attributional approach to emotional development. In  
IZARD, C.; KAGAN, J.; ZAJONC R. B. (Org.). Emotions, cognition, and behavior.  
Nova Iorque: Cambridge University Press, 1984. p. 167-191.

**ANEXO A – ATRIBUTOS DE COMPORTAMENTO OBSERVÁVEL**

NOME COLUNA	TIPO	DESCRIÇÃO
aula1_p1_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 1, da aula 1
aula1_p1_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 1, da aula 1
aula1_p2_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 2, da aula 1
aula1_p2_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 2, da aula 1
aula2_p1_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 1, da aula 2
aula2_p1_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 1, da aula 2
aula2_p2_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 2, da aula 2
aula2_p2_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 2, da aula 2
aula2_p3_video	BOOLEANO	Se assistiu o vídeo da página 3, da aula 2
aula2_ex1	BOOLEANO	Se acertou o exercício 1, da aula 2
aula2_ex1_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 1, da aula 2
aula2_ex2	BOOLEANO	Se acertou o exercício 2, da aula 2
aula2_ex2_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 2, da aula 2
aula2_ex3	BOOLEANO	Se acertou o exercício 3, da aula 2
aula2_ex3_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 3, da aula 2
aula2_ex4	BOOLEANO	Se acertou o exercício 4, da aula 2
aula2_ex4_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 4, da aula 2
aula2_ex5	BOOLEANO	Se acertou o exercício 5, da aula 2
aula2_ex5_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 5, da aula 2
aula2_aproveitamento_ex	INTEIRO	Número de acertos nos exercícios da aula 2
aula3_p1_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 1, da aula 3

aula3_p1_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 1, da aula 3
aula3_p2_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 2, da aula 3
aula3_p2_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 2, da aula 3
aula3_p3_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 3, da aula 3
aula3_p3_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 3, da aula 3
aula3_p4_video	BOOLEANO	Se assistiu o vídeo da página 4, da aula 3
aula3_ex1	BOOLEANO	Se acertou o exercício 1, da aula 3
aula3_ex1_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 1, da aula 3
aula3_ex2	BOOLEANO	Se acertou o exercício 2, da aula 3
aula3_ex2_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 2, da aula 3
aula3_ex3	BOOLEANO	Se acertou o exercício 3, da aula 3
aula3_ex3_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 3, da aula 3
aula3_ex4	BOOLEANO	Se acertou o exercício 4, da aula 3
aula3_ex4_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 4, da aula 3
aula3_aproveitamento_ex	INTEIRO	Número de acertos nos exercícios da aula 3
aula4_p1_texto	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 1, da aula 4
aula4_p1_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 1, da aula 4
aula4_p2_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 2, da aula 4
aula4_p2_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 2, da aula 4
aula4_p3_video	BOOLEANO	Se assistiu o vídeo da página 3, da aula 4
aula4_ex1	BOOLEANO	Se acertou o exercício 1, da aula 4
aula4_ex1_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 1, da aula 4
aula4_ex2	BOOLEANO	Se acertou o exercício 2, da aula 4
aula4_ex2_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 2, da

		aula 4
aula4_ex3	BOOLEANO	Se acertou o exercício 3, da aula 4
aula4_ex3_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 3, da aula 4
aula4_ex4	BOOLEANO	Se acertou o exercício 4, da aula 4
aula4_ex4_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 4, da aula 4
aula4_ex5	BOOLEANO	Se acertou o exercício 5, da aula 4
aula4_ex5_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 5, da aula 4
aula4_aproveitamento_ex	INTEIRO	Número de acertos nos exercícios da aula 4
aula5_p1_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 1, da aula 5
aula5_p1_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 1, da aula 5
aula5_p2_tempo	INTEIRO	Tempo de leitura do texto da página 2, da aula 5
aula5_p2_audio	BOOLEANO	Se ouviu o áudio da página 2, da aula 5
aula5_p3_video	BOOLEANO	Se assistiu o vídeo da página 3, da aula 5
aula5_ex1	BOOLEANO	Se acertou o exercício 1, da aula 5
aula5_ex1_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 1, da aula 5
aula5_ex2	BOOLEANO	Se acertou o exercício 2, da aula 5
aula5_ex2_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 2, da aula 5
aula5_ex3	BOOLEANO	Se acertou o exercício 3, da aula 5
aula5_ex3_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 3, da aula 5
aula5_ex4	BOOLEANO	Se acertou o exercício 4, da aula 5
aula5_ex4_tempo	INTEIRO	Tempo de resolução do exercício 4, da aula 5
aula5_aproveitamento_ex	INTEIRO	Número de acertos nos exercícios da aula 5

## ANEXO B – GRÁFICOS DE EMOÇÕES PARA CADA COMPORTAMENTO NO AMBIENTE

Figura 31. Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 1



Figura 32. Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 1



Figura 33. Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 1



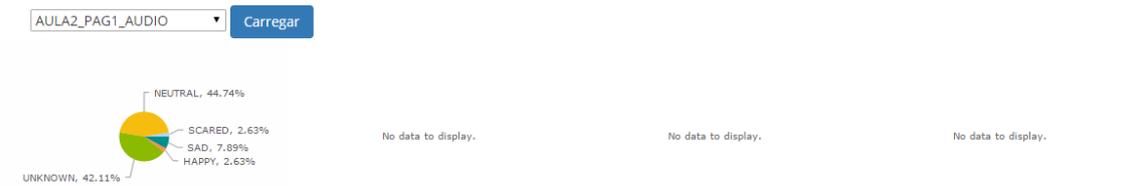
Figura 34. Emoções durante a audição do áudio da página 2, aula 1



Figura 35. Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 2



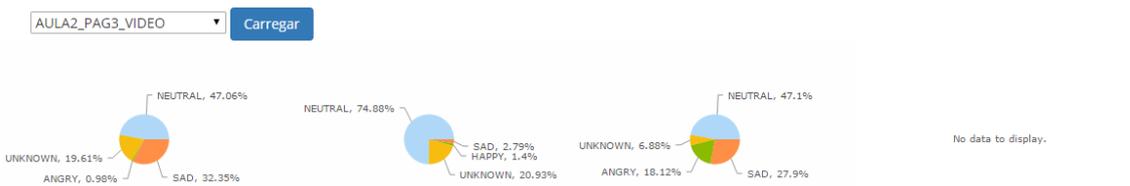
**Figura 36. Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 2**



**Figura 37. Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 2**



**Figura 38. Emoções durante a visualização do vídeo da aula 2**



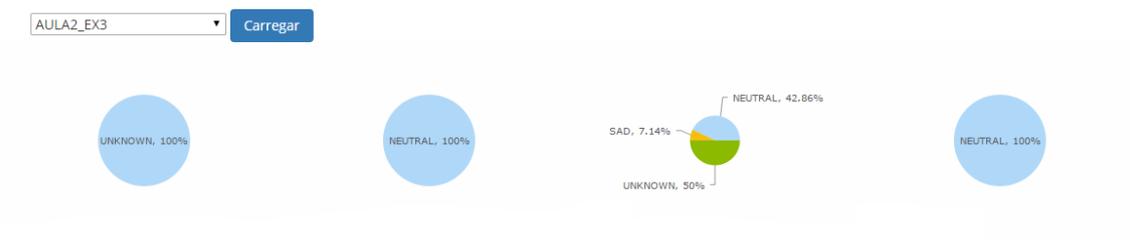
**Figura 39. Emoções durante o exercício 1, da aula 2**



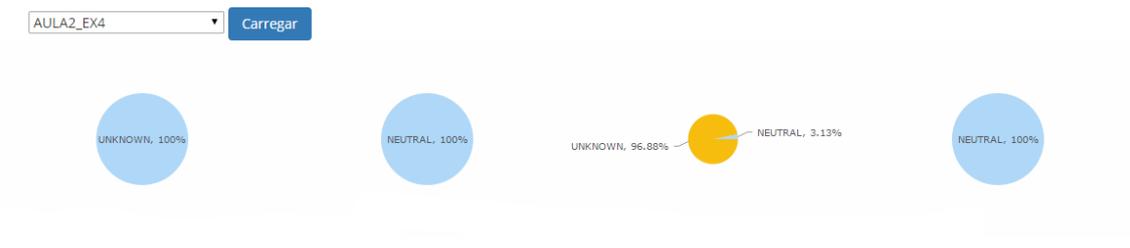
**Figura 40. Emoções durante o exercício 2, da aula 2**



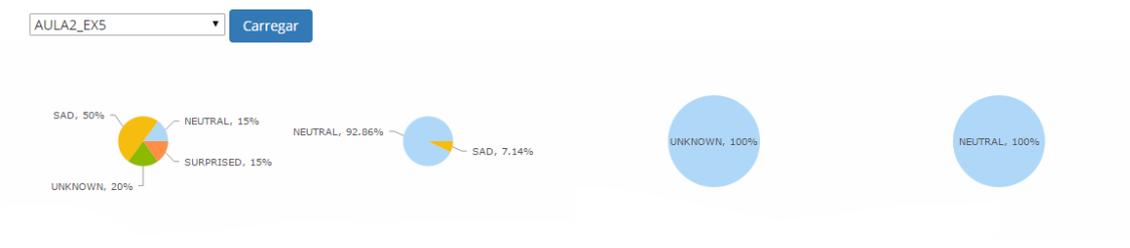
**Figura 41. Emoções durante o exercício 3, da aula 2**



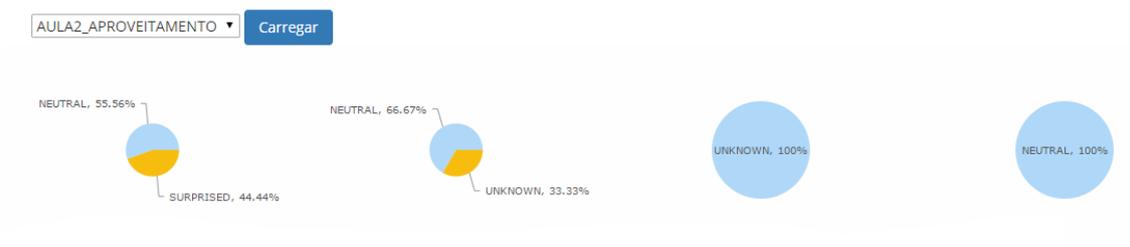
**Figura 42. Emoções durante o exercício 4, da aula 2**



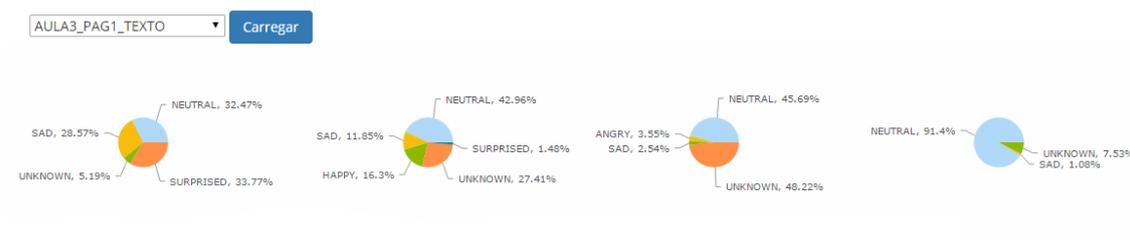
**Figura 43. Emoções durante o exercício 5, da aula 2**



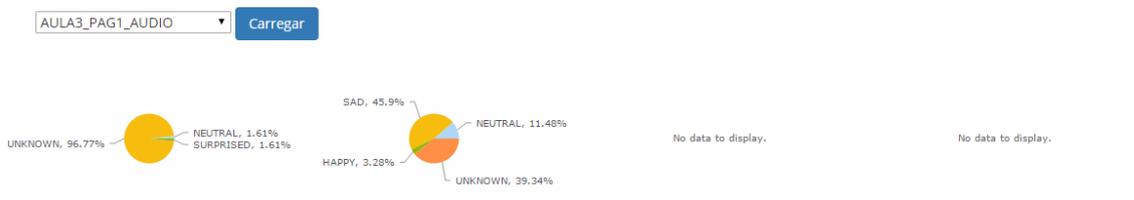
**Figura 44. Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 2**



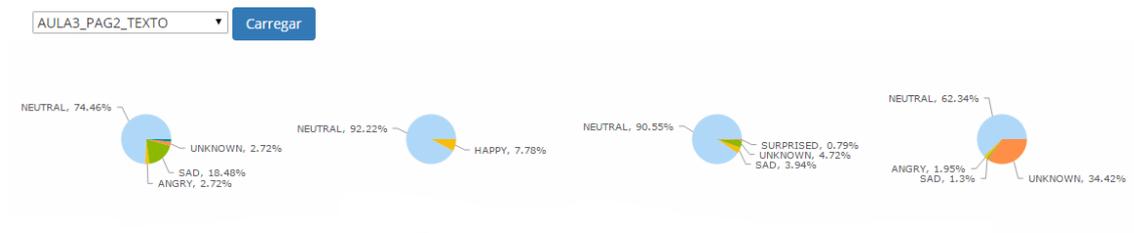
**Figura 45. Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 3**



**Figura 46. Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 3**



**Figura 47. Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 3**



**Figura 48. Emoções durante a audição do áudio da página 2, da aula 3**



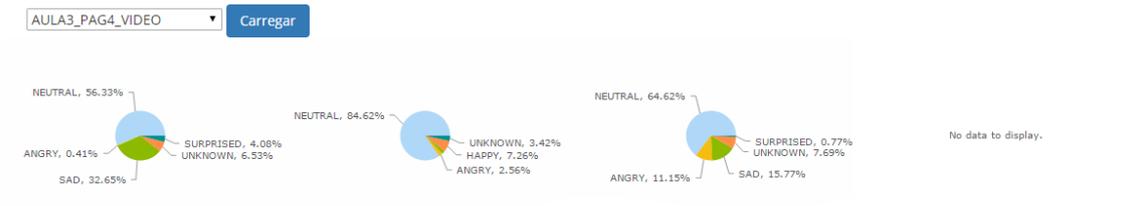
**Figura 49. Emoções durante a leitura do texto da página 3, da aula 3**



**Figura 50. Emoções durante a audição do áudio da página 3, da aula 3**



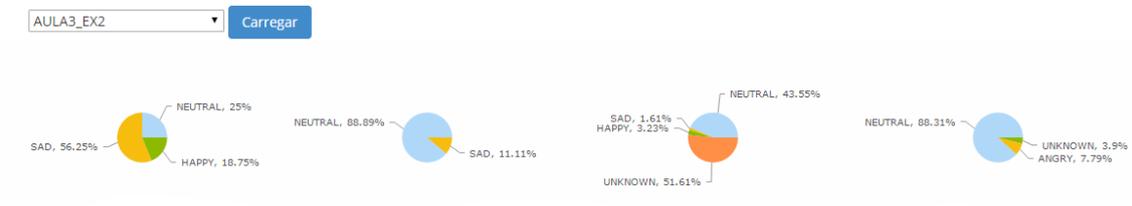
**Figura 51. Emoções durante a visualização do vídeo da aula 3**



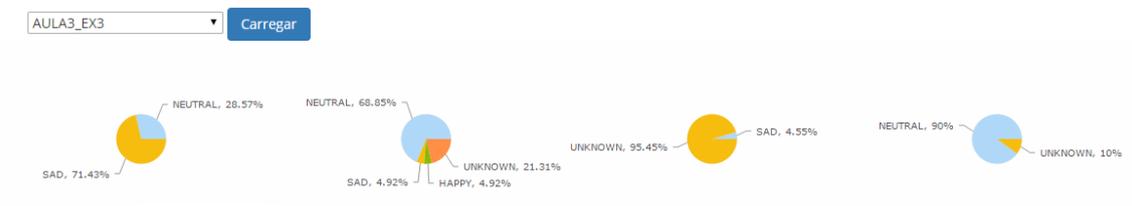
**Figura 52. Emoções durante o exercício 1 da aula 3**



**Figura 53. Emoções durante o exercício 2 da aula 3**



**Figura 54. Emoções durante o exercício 3 da aula 3**



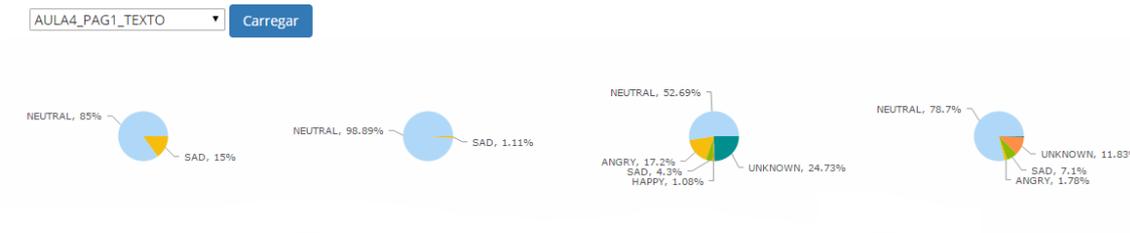
**Figura 55. Emoções durante o exercício 4 da aula 3**



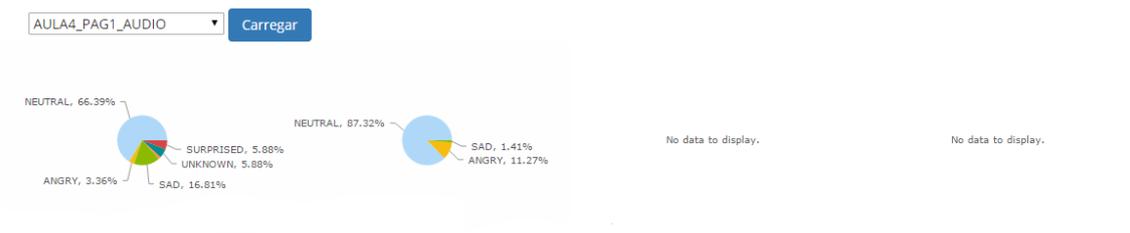
**Figura 56. Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 3**



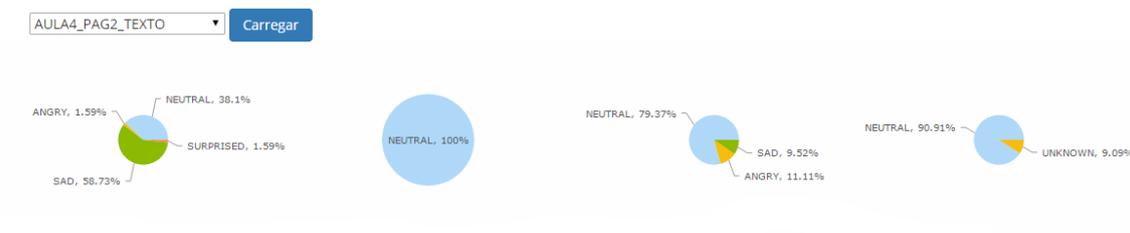
**Figura 57. Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 4**



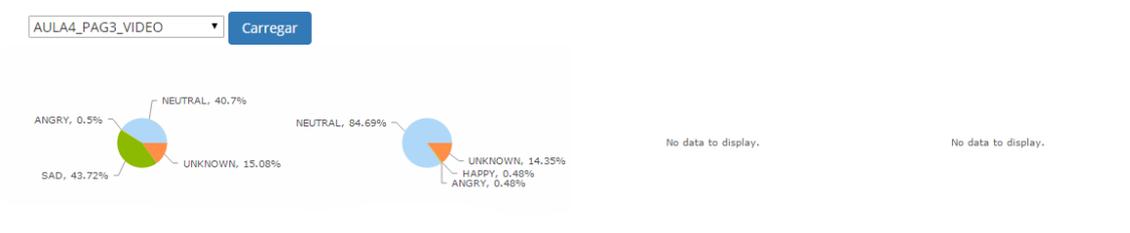
**Figura 58. Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 4**



**Figura 59. Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 4**



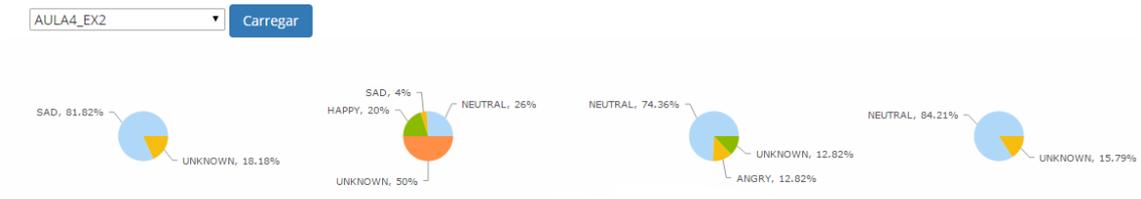
**Figura 60. Emoções durante a visualização do vídeo da aula 4**



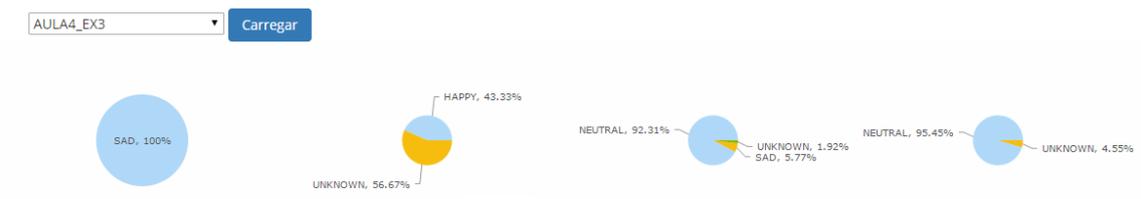
**Figura 61. Emoções durante o exercício 1 da aula 4**



**Figura 62. Emoções durante o exercício 2 da aula 4**



**Figura 63. Emoções durante o exercício 3 da aula 4**



**Figura 64. Emoções durante o exercício 4 da aula 4**



**Figura 65. Emoções durante o exercício 5 da aula 4**



**Figura 66. Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 4**



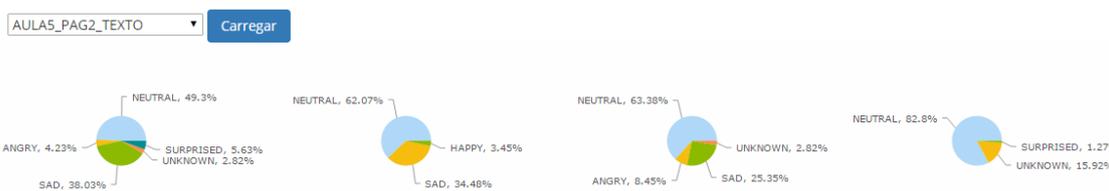
**Figura 67. Emoções durante a leitura do texto da página 1, da aula 5**



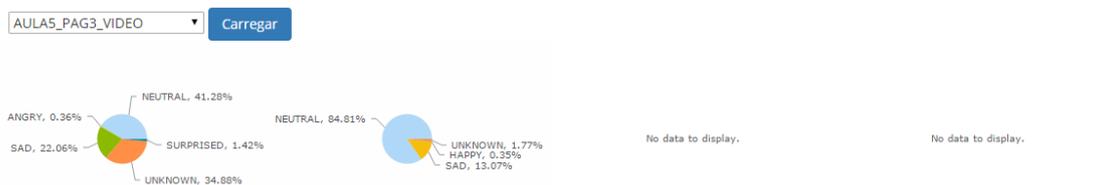
**Figura 68. Emoções durante a audição do áudio da página 1, da aula 5**



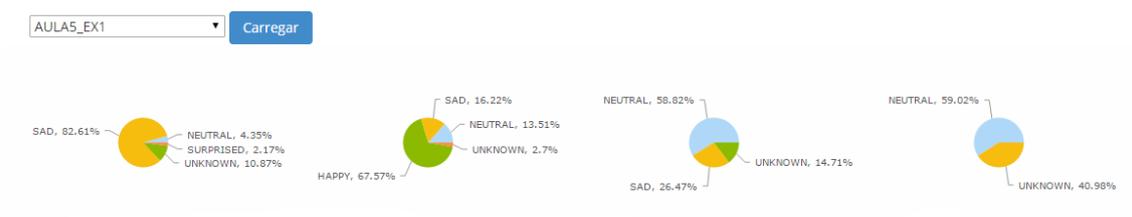
**Figura 69. Emoções durante a leitura do texto da página 2, da aula 5**



**Figura 70. Emoções durante a visualização do vídeo da aula 5**



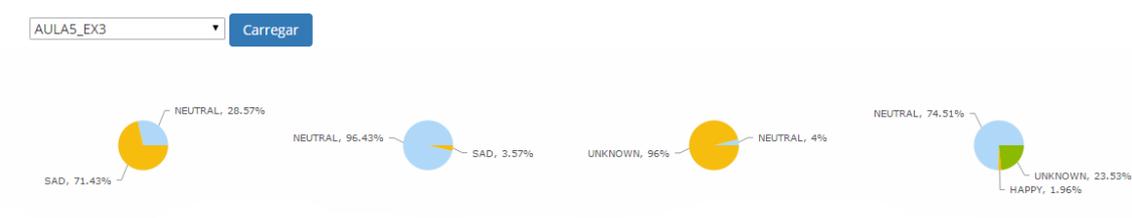
**Figura 71. Emoções durante o exercício 1 da aula 5**



**Figura 72. Emoções durante o exercício 2 da aula 5**



**Figura 73. Emoções durante o exercício 3 da aula 5**



**Figura 74. Emoções durante o exercício 4 da aula 5**



**Figura 75. Emoções durante a visualização do aproveitamento dos exercícios da aula 5**

