



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DE CASTANHAL
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO**

ALLAN RICARDO SANTOS TEIXEIRA

**Reconhecimento de padrões nas expressões faciais dos usuários
através do uso da Mineração de Dados**

CASTANHAL – PA

2017

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ

ALLAN RICARDO SANTOS TEIXEIRA

Reconhecimento de padrões nas expressões faciais dos usuários
através do uso da Mineração de Dados

**Trabalho apresentado à Universidade
Federal do Pará – Campus Castanhal,
como requisito parcial para obtenção do
Grau de Bacharel em Sistemas de
Informação.**

**Orientação: Prof^a. Dra. Fabíola Pantoja
Oliveira Araújo.**

CASTANHAL – PA
2017

ALLAN RICARDO SANTOS TEIXEIRA

Reconhecimento de padrões nas expressões faciais dos usuários
através do uso da Mineração de Dados

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal do Pará, como parte dos
requisitos necessários para obtenção do Título de
Bacharel em Sistemas de Informação.

Data da apresentação: ___/___/___

Nota: _____

BANCA EXAMINADORA:

Orientadora: Prof. Dra. Fabiola Pantoja Oliveira Araújo
Universidade Federal do Pará – Campus Castanha

Prof.^a Dr. Marcos Seruffo
Universidade Federal do Pará – Instituto de Tecnologia

Prof. Dr. Diogo Acatauassu
Universidade Federal do Pará – Campus Castanhal

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, pois sem Ele não teria vida e não me deixa só, e apesar de tudo tem tido misericórdia de mim, e porque sem Ele nada posso fazer.

A minha mãe Rosilene Teixeira, que foi compreensiva, e dedicada. Pois sem sua ajuda não teria chegado até aqui. Por me ensinar que Deus é o caminho e insistir que minha educação fosse adiante. Muito obrigado!

À meu pai, Raimundo Celio, que me forçou a lutar. Agradeço por toda confiança que deposita em mim. Sou eternamente grato!

A minha princesa Adrielle Teixeira, que sempre foi muito compreensiva e companheira, ajudou como conseguiu, e acreditou em mim.

Ao meu irmão: Raimundo Junior (Pupunha) que me ajudou em tudo que foi possível, até no trabalho, vou te ajudar em tudo que eu puder. Muito obrigado carinha.

Aos meus Avós: meu avô Raimundo e minha avó Maria por me ajudarem cada um do seu jeito, e por todo carinho.

À Professora Fabíola Pantoja, que me aceitou e me deu essa oportunidade, se mostrou disposta a me orientar neste trabalho, me ensinou e cobrou no desenvolvimento desta pesquisa, e acima de tudo demonstrou muita paciência em todas as etapas. MUITO OBRIGADO!

A todos os alunos e professores que participaram desse Projeto e contribuíram nos testes efetuados; Saulo Costa, Ailton Lopes, Yomara Pinheiro, que foi uma ótima coorientadora e me auxiliou em todas as etapas.

Aos meus amigos Elias Vitor, Sandio Marciel, Felipe Fonseca, Ana Naiane, Auriane Marques. Obrigado, sem vocês essa etapa não teria chegado!

Finalmente, agradeço a todos os meus amigos e irmãos da Faculdade de Computação e do Campus de Castanhal da UFPA.

RESUMO

Computação Afetiva e IHC (Interação Homem Computador) buscam tornar a relação Homem-Computador mais amigável e aumentar a percepção entre ambos, através da evolução nas interfaces de relacionamento. Um grande desafio para essas áreas é possibilitar o reconhecimento de emoções, e pode se acontecer de diversas formas, nesse trabalho acontece através de análises de expressões faciais. Considerando este contexto, esse trabalho tem como objetivo principal a descoberta de padrões das expressões faciais através da Mineração de Dados, para o reconhecimento de quatro emoções: alegria, tristeza, surpresa e raiva, além da criação de uma base de dados com valores de Unidades de Animação (UnA) disponível gratuitamente para download. Para alcançar esses objetivos utilizou-se a ferramenta Weka para os testes de reconhecimento de padrões faciais e a ferramenta Fourface para a captura dos valores das UnA's. A base de dados de UnA's foi submetida aos algoritmos de agrupamento *Expectation Maximization* (EM) e *K-means* para a descoberta de padrões nas expressões faciais dos usuários, alcançando assim o objetivo principal deste trabalho, os resultados apresentaram uma média de acerto aproximada em 67,9% para cada expressão.

Palavras-chave: Reconhecimento de padrões, expressões faciais, interação homem-computador, mineração de dados, agrupamento de dados.

ABSTRACT

Affective Computing and IHC (Human Computer Interaction) seek to make the Man-Computer relationship more friendly and increase the perception between both, through the evolution in the interfaces of relationship. A major challenge in these areas is to enable the recognition of emotions that occur through analysis of facial expressions. Considering this context, this work has as main objective the discovery of patterns of facial expressions through Data Mining, for the recognition of four emotions: joy, sadness, surprise and anger, as well as the creation of a database with values of Units (UnA) available for free download. To achieve these goals, we used the Weka tool for facial recognition tests and the Fourface tool to capture the values of the UnA's. The UnA's database was subjected to the Expectation Maximization (EM) and K-means clustering algorithms for the discovery of patterns in the users' facial expressions, thus achieving the main objective of this work, the results presented a mean approximate accuracy in 67,9% for each expression.

Key words: Pattern recognition, facial expressions, man-computer interaction, data mining, data grouping.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Interface do software FourFace.	23
Figura 2 - Processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados.....	26
Figura 3 - Etapas do projeto de Banco de Dados.....	36
Figura 4 - MER do banco de dados de Unidades de Animação.....	38
Figura 5 - Modelo lógico da base de dados de Unidades de Animação.....	39
Figura 6 - Tela do jogo CREUZAVS.AEDES.....	40
Figura 7 - Histograma das Unidades de Animação 2	44
Figura 8 - Modelo de arquivo arff.	48
Figura 9 – Comparação dos resultados encontrados pelos algoritmos	50
Figura 10 - Comparação entre o Questionário e os algoritmos utilizados na pesquisa	53

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Tabela de exemplificação de UAc's.....	20
Tabela 2 - Lista de entidades da Base de Dados.....	37
Tabela 3 – Valores médios e desvios padrões das expressões faciais.....	42
Tabela 4 – Condições para que as expressões sejam válidas.....	46
Tabela 5 – Valores classificados pelos algoritmos para cada expressão.....	46
Tabela 6 – Valores encontrados pelos algoritmos para cada expressão.	49
Tabela 7 – Resultados dos algoritmos utilizados	50
Tabela 8 - Demonstração das respostas dos usuários e soma dos valores do questionário.....	52
Tabela 9 – Soma dos valores de cada expressão.....	52

LISTA DE ABREVIATURAS

AVA: Ambiente Virtual de Aprendizagem

BD: Banco de Dados

CA: Computação Afetiva

CAFE: *California Facial Expressions*

DCBD: Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados

EM: *Expectations Maximization*

FACS: *Facial Action Coding System*

FF: *FourFace*

IA: Inteligência Artificial

IHC: Interação Homem-Computador

LADES: Laboratório de Desenvolvimento de Sistemas

KDD: *Knowledge Discovery Database*

SGBD: Sistema Gerenciador de Banco de Dados

SQL: *Structured Query Language*

UAc: Unidade de Ação

UnA: Unidade de Animação

WEKA: *Waikato environment for knowledge*

SUMÁRIO

SEÇÃO 01	12
1.1 PROBLEMÁTICA E JUSTIFICATIVA	12
1.2 OBJETIVO	14
1.2.1 Objetivo Geral	14
1.2.2 Objetivos Específicos	14
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	15
SEÇÃO 2	16
2.1 INTERAÇÃO HOMEM-COMPUTADOR	16
2.2 COMPUTAÇÃO AFETIVA	17
2.3 RECONHECIMENTO DAS EMOÇÕES ATRAVÉS DE EXPRESSÕES FACIAIS	18
2.4 FERRAMENTA FOURFACE	21
SEÇÃO 03	24
3.1 BANCO DE DADOS, MINERAÇÃO DE DADOS E DESCOBERTA DE PADRÕES	24
3.2 TÉCNICA DE AGRUPAMENTO (<i>CLUSTERING</i>)	27
3.2.1 Algoritmo K-means	30
3.2.2. Algoritmo Expectation Maximization	31
3.3 TRABALHOS CORRELATOS	32
SEÇÃO 4	36
4.1 PROJETO LÓGICO DA BASE DE DADOS DESENVOLVIDA	36
4.2 A FERRAMENTA CREUZA VS AEDES	40
4.3 PROCEDIMENTO DE GERAÇÃO DE DADOS SINTÉTICOS	41
4.4 TREINO DOS ALGORITMOS COM OS DADOS SINTÉTICOS	44
4.5 TESTES DOS ALGORITMOS DE AGRUPAMENTO COM DADOS REAIS	47
SEÇÃO 5	54
5.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS	54
5.2 TRABALHOS FUTUROS	55
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	56

SEÇÃO 01

1.1 PROBLEMÁTICA E JUSTIFICATIVA

Ferramentas e aplicações que possam medir a usabilidade de sistemas são muito importantes para organizações e desenvolvedores, pois normalmente softwares fáceis de serem usados agradam usuários e valorizam os sistemas.

A ergonomia é a ciência que estuda a relação das pessoas com os artefatos. No início existia uma preocupação básica apenas em relação aos aspectos psicológicos e fisiológicos, posteriormente alguns aspectos cognitivos foram incluídos quando o ser humano passou a usar painéis de controle. Atualmente, com a utilização do computador em ambientes de trabalho, existe uma preocupação maior em relação à interação e usabilidade de mídias digitais, dando origem ao termo Interação Homem-Computador (IHC).

A IHC é o estudo da interação entre seres humanos e os computadores, englobando a computação em áreas como a Psicologia, Sociologia, *Design*, entre outras. Hoje essa área vive uma expansão do cognitivo para o emocional. Outra área que está voltada para aspectos cognitivos e emocionais entre homens e computadores é a Computação Afetiva (CA), tendo como objetivo construir e avaliar ferramentas considerando o estado emocional do usuário.

A área da CA auxilia de forma expressiva na usabilidade e interação de usuários e sistemas, possibilitando uma melhor interação do ser humano com os sistemas computacionais, através de estudos e descobertas que ajudam na evolução das interfaces de relacionamento. Essa área de pesquisa tem como objetivo principal possibilitar que a emoção existente na comunicação entre pessoas, esteja presente também durante a interação entre homem e computador.

São várias as formas de identificar as emoções em um indivíduo. Dentre as tecnologias mais utilizadas, o reconhecimento de expressões faciais destaca-se por sua aceitabilidade por parte das pessoas e facilidade na coleta de dados, mesmo de forma não colaborativa (Jain; Ross; Prabhakar, 2004).

O reconhecimento facial é um dos processos de identificação mais utilizados no ato de comunicação entre os seres humanos, pois permite de forma mais rápida identificar o estado emocional do indivíduo. Embora esse reconhecimento facial seja uma função fácil e natural para as pessoas, para um computador realizar esta tarefa é algo não trivial.

Dotar a máquina de emoções ou simplesmente identificá-las através de sistemas computacionais nem sempre é uma tarefa simples. Vários métodos de áreas diferentes como os da psicologia, antropologia, visão computacional entre outros, são necessários para que se possa alcançar, por meio de um software, aspectos sutis e inerentes à personalidade humana (LOPES et al., 2016).

Segundo (Picard et al. 1997), Computação Afetiva visa fazer com que a emoção, existente na comunicação entre pessoas, esteja presente também durante a interação das pessoas com os computadores. Uma das suas principais perspectivas nesta área é investigar e reconhecer as emoções humanas.

Hoje se torna claro que não usamos mais a tecnologia, mas vivemos com ela, e esses avanços ocasionam o aumento do fluxo das informações, tornando necessária a utilização e projeto de base de dados mais robustas e complexas para a coleta de informações relevantes com o objetivo de descobrir conhecimento, às vezes oculto, nos dados armazenados. A Mineração de Dados possibilita a descoberta de conhecimento em bases de dados através de algoritmos que possam identificar padrões e assimilar aspectos faciais e afetivos, por exemplo.

No cenário do reconhecimento de emoções e codificação de expressões faciais já é possível encontrar base de dados contendo imagens gráficas e a utilização de técnicas de aprendizado supervisionado para a busca de similaridades. Neste trabalho foi empregada uma técnica de aprendizado não supervisionado, ou seja, os algoritmos foram treinados e testados a partir de uma base de dados homogênea, sem qualquer orientação prévia.

Por meio do que foi relatado anteriormente, este trabalho apresenta o uso da Mineração de Dados para detectar padrões nas expressões faciais, utilizando algoritmos de Inteligência Artificial (IA) para realizar a etapa de Mineração de Dados.

Esta metodologia pode ser usada como mecanismo para avaliar a usabilidade e interação entre sistemas e usuários de uma maneira geral.

1.2 OBJETIVO

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral desse trabalho é usar a mineração de dados para o reconhecimento de padrões em expressões faciais, para isso foi desenvolvido um banco de dados para armazenar valores de UnA's coletadas através de uma ferramenta de captura de expressões faciais, chamada Fourface, e a partir desse ponto realizar o pré-processamento desses dados para que técnicas de Mineração de Dados fossem aplicadas para a descoberta de padrões das expressões faciais e assim apresentar uma metodologia que seja utilizada para detectar os aspectos afetivos na IHC.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Projetar e disponibilizar gratuitamente uma base de dados para armazenar Unidades de Animação as quais são fundamentais para a análise de expressões faciais.
- Realizar o pré-processamento dos dados armazenados no banco de dados para a eliminação de inconsistências que possam interferir negativamente durante a aplicação dos algoritmos de agrupamento, como por exemplo: dados duplicados ou dados em branco.
- Gerar dados sintéticos para treinamento dos algoritmos utilizados.
- Análise da técnica e algoritmos de Mineração de Dados mais adequados para o reconhecimento de padrões em expressões faciais dos usuários ao interagir com o computador;
- Avaliar os resultados obtidos com a Mineração de Dados e confrontá-los com aqueles obtidos através da ferramenta Fourface, utilizada para a captura

das expressões faciais em tempo real, e com as respostas do questionário aplicado aos usuários ao final do teste.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em 5 seções, incluindo esta seção inicial a qual apresentou a problemática, justificativa e contribuições desse trabalho assim como os objetivos, geral e específicos. As demais seções estão dispostas conforme especificado a seguir.

- **Seção 2:** Esta seção mostra conceitos e fundamentos nas áreas de IHC e Computação Afetiva que serviram como fundamentos e conceitos preliminares para este trabalho. Nesta seção também é abordado o reconhecimento de emoções através de expressões faciais assim como é descrita a ferramenta Fourface que foi utilizada neste trabalho para realizar a captura das expressões faciais em tempo real.
- **Seção 3:** Nessa seção foram abordados os conceitos de Mineração de Dados, Banco de Dados, descoberta de padrões e a técnica de aprendizado não supervisionado, chamada de agrupamento ou clusterização, aplicada neste trabalho.
- **Seção 4:** É apresentado o projeto e implementação do BD, as ferramentas utilizadas para seu desenvolvimento, assim como os testes realizados com os usuários através da interação com o software Creuza vs Aeds, a produção de dados sintéticos usados para fase de treino dos algoritmos de Mineração de Dados e os testes com os dados reais coletados durante a experiência com o software mencionado.
- **Seção 5:** Nessa última parte do trabalho são abordadas as considerações finais sobre o trabalho e os trabalhos futuros.

SEÇÃO 2

2.1 INTERAÇÃO HOMEM-COMPUTADOR

Na sociedade atual o acesso à informação está presente na vida de todos, assim crianças, jovens, idosos ou pessoas com necessidades especiais, usam instrumentos tecnológicos e interagem com interfaces digitais, seja para lazer ou motivos profissionais. Para que essa interação de pessoas com interfaces digitais seja ágil e amigável são essenciais estudos na área de IHC a qual dá ênfase para relação de pessoas com programas de computador.

Proporcionar que a interface seja clara e não possua objetos que confunda quem tente acessar suas respectivas funções é o propósito de se aplicar conceitos de IHC em um projeto. Essa área também se importa com a forma que o usuário interage com as ferramentas computacionais e os retornos que acontecem por parte do hardware ou do software.

De uma forma geral, os estudos e investigações de IHC têm como objetivo desenvolver interfaces com alta qualidade e para isso utiliza técnicas, modelos e diretrizes específicas que permitem identificar e corrigir problemas de interação para garantir uma alta qualidade de uso (Prates; Barbosa, 2003).

(Prates; Barbosa, 2003) apresentam a qualidade na experiência de uso como a capacidade e facilidade de usuários atingirem suas metas com eficiência e satisfação.

Segundo (Rocha e Baranauskas, 2000, p.7), quando o conceito de interface surgiu, ela era geralmente entendida como o hardware e o software com o qual homem e computador podiam se comunicar. A evolução do conceito levou à inclusão dos aspectos cognitivos e emocionais do usuário durante a comunicação.

Para que essa evolução do conceito de interface aconteça é necessário que diversos profissionais da computação busquem o desenvolvimento de novas formas de interação entre homens e computadores, entre eles estão

desenvolvedores de hardware que apresentaram inovações que permitem a interação por voz e gestos ou até mesmo por toques diretos, além de desenvolvedores de software que apresentam elementos de realidade virtual, chamadas e comunicações telepresenciais que propõem interações realista. Essas novas formas de interação entre aplicações e usuários se tornam cada vez mais intuitivas e naturais.

Para (COSTA, 2017), por conta de uma rápida evolução tecnológica e uma maior capacidade das ferramentas atuais interagirem através de menus e diálogos simples, métodos como o mouse e teclado estão predispostos a perder mercado, sendo substituídos total ou parcialmente por técnicas de reconhecimento de linguagens naturais como reconhecimento gestual, fala e escrita manual. Com isso, os softwares adquirem uma funcionalidade de identificação dessas características como dispositivos de entrada.

Com esse avanço rápido das tecnologias atuais em todos os espaços da sociedade, é indicado que as pessoas não interajam com interfaces complexas e confusas. Nesse sentido, os conceitos de IHC propõem e desenvolvem sistemas usáveis, seguros e funcionais.

2.2 COMPUTAÇÃO AFETIVA

As recentes descobertas de pesquisadores sobre a forma de analisar emoções humanas têm causado novos entendimentos sobre fatores afetivos no processo de desenvolvimento de sistemas computacionais inteligentes.

Quando se tem uma interação entre seres humanos, as expressões faciais são facilmente reconhecidas entre eles durante essa interação. Através disso, percebe-se na comunicação entre eles quais os planos, desejos e emoções presentes naquela interação.

Características faciais é um conjunto de informações que caracterizam uma face humana. É possível definir inúmeras características faciais, dentre as quais a largura da boca, espaço entre os olhos ou tamanho do nariz. As posições relativas de pontos de controle (também conhecidos como *landmarks* ou pontos

fiduciais) sobre regiões que definem estas características são informações muito úteis em diversos tipos de sistemas, como sistemas de segurança, de reconhecimento de expressões, de rastreamento, de modelagem 3D, dentre outros (ARAUJO, 2010). Com essas características, seres humanos são capazes de se reconhecerem, mesmo que um deles apresente mudanças na aparência.

A área da Computação Afetiva tem por base dois pensamentos: a compreensão sobre emoções de natureza humana que se deseja inserir em máquinas e possibilitar que máquinas reconheçam emoções humanas. Porém, capacitar máquinas para reconhecer emoções não é uma tarefa trivial, pois é necessário estudo de outros campos do conhecimento, como a Psicologia, Estatística, Inteligência Artificial entre outros.

2.3 RECONHECIMENTO DAS EMOÇÕES ATRAVÉS DE EXPRESSÕES FACIAIS

As emoções humanas são importantes e presentes em todas as etapas da vida do ser humano, sejam em relações mais íntimas ou em relações de trabalho. As emoções acontecem em interações sociais e surgem de diferentes causas, que podem ser biológicas ou sociais, podendo variar entre indivíduos. O ser humano apresenta padrões para manifestar suas emoções e um desses são as expressões faciais.

“A psicologia diz que o ser humano traz ao nascer algumas emoções básicas como o medo, a tristeza, a raiva e a alegria [...] O estudo das emoções tem sido um assunto apaixonante e envolvente, apresenta diversas reflexões” (LOPES, 2011).

As expressões faciais ainda são a forma mais clara de se entender aspectos emocionais de um indivíduo, pois nem todos os movimentos faciais são notados no momento de interação como, por exemplo, a contração pupilar que acontece quase de forma imperceptível porém alguns pontos são claros como os movimentos dos músculos da boca, da sobrancelha e o formato dos olhos. Dessa maneira, as emoções básicas possuem características mais evidentes e as

expressões faciais podem ser consideradas um dos mais importantes meios de comunicação entre pessoas.

Considerando a teoria de emoções básicas, este trabalho aplica o modelo psicológico de classificação facial ou sistema (FACS - *Facial Action Coding System*). Esse sistema de codificação de ações faciais é um modelo criado pelos psicólogos Paul Ekman e Wallace V. Friesen que categoriza as aparências faciais causadas por contrações musculares em Unidades de Ação (UAc) que, com ou sem combinações, representam todas as expressões faciais possíveis (Oliveira e Jaques, 2008, p.2).

Baseado em conceitos de anatomia e mídias para análise dos movimentos dos músculos do rosto, foi possível entender como acontece a mudança de expressões faciais. A partir disso, criou-se uma representação em códigos numéricos onde foram classificadas seis expressões: alegria, surpresa, raiva, tristeza, desgosto e medo. Desta forma foi possível a codificação de ações e através da mudança da anatomia dos músculos da face que foram identificadas e rotuladas como Unidades de Ação.





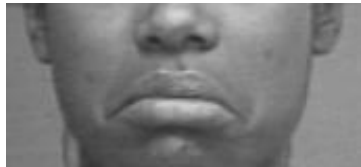
Cada UAc é a contração ou relaxamento de um músculo ou uma combinação de músculos. Por exemplo, a UAc1 represente uma sobrancelha levantada e a UAc2 uma sobrancelha fechada e contraída. Assim, as UAc's são independentes de interpretação e podem ser usadas, por exemplo, para o reconhecimento de emoções básicas (COSTA, 2017, p.31).

No sistema FACS foram definidos 44 valores de UAc's (variando de 1 a 44) que, quando ocorrem de forma simultânea, geram um grande número de expressões faciais, podendo manifestar mais de 7000 expressões faciais diferentes (OLIVEIRA; JAQUES, 2008).

A Tabela 1 mostra exemplo de movimentos musculares da face e suas respectivas UAc's.

Tabela 1. Tabela de exemplificação de UAc's

Fonte: Adaptado de (PIRES, 2013).

Valor da UAc's	Ação principal	Descrição	Ilustração da Ação
2	Frontal – parte externa	Levanta a parte externa da sobancelha	
4	Corrugador do Supercílio + Próceros	Traciona a sobancelha para baixo e medialmente, produzindo rugas verticais na fronte.	
5	Levantador da pálpebra superior	Levanta a pálpebra superior.	
14	Bucinador	Comprime a bochecha contra os dentes molares, puxa a boca para um lado quando atingido unilateralmente.	
15	Depressor do ângulo da boca	Deprime o ângulo da boca.	

12

Zigomático Maior

Traciona o ângulo da boca para trás e para cima (risada).



Esse sistema de codificação de unidades de ações é um dos mais utilizados nos ambientes de pesquisas voltados para análises de expressões faciais, pois através dele é possível descrever qualquer expressão facial que seja anatomicamente possível de classificar (COSTA, 2017).

2.4 FERRAMENTA FOURFACE

A ferramenta Fourface foi desenvolvida no Laboratório de Desenvolvimento de Sistemas (LADES) da Universidade Federal do Pará (Campus Castanhal) e usou a ferramenta Kinect, voltada para o ramo de jogos, para capturar as expressões faciais de usuários neste trabalho.

A ferramenta mencionada é multidisciplinar, envolvendo as áreas de Visão Computacional, Computação Afetiva, Interação Homem-Computador, processamento de imagens e Psicologia, tendo como principal objetivo realizar o processo de avaliação de usabilidade de sistemas computacionais através da captura dos traços faciais dos indivíduos (COSTA, 2017). Ela foi baseada nos estudos de (PICARD, 1997) e (Prates e Barbosa, 2005), sendo capaz de identificar quatro estados faciais que representam raiva, tristeza, surpresa e alegria.

Uma boa usabilidade proporciona um manuseio fácil do software, e com isso a satisfação do usuário, promove bons sentimentos e emoções nos usuários, e evita sensações desagradáveis, sendo necessário mais que um sistema usável é preciso abranger todos os aspectos envolvidos na interação do usuário com o sistema, possibilitando ao usuário executar de forma rápida as principais funções desse sistema. No estudo de usabilidade de sistemas e Interação Homem-

Computador, os métodos usados são observação, questionários, avaliações heurísticas, passeios cognitivos pelo sistema, entre outras técnicas. A técnica proposta pela ferramenta proporciona inovação na análise dessa interação, com destaque para utilização do sensor Kinect (MICROSOFT RESEARCH, 2011), que pode ser usado de forma diferenciada, na interação direta com computador.

A metodologia usada na ferramenta funciona da seguinte forma: inicia-se com a captura de imagens do usuário através dos sensores do Kinect, sensores esses que captam movimentos. Ele é composto por duas câmeras que reconhecem o rosto e movimentos do corpo. Além disso, é utilizado o algoritmo Viola-Jones que efetua o processo de detecção do rosto do usuário. Em seguida, o algoritmo Candide-3 faz a detecção das características faciais ao encontrar os pontos característicos do rosto como, por exemplo: a região das sobrancelhas, a boca, e olhos.

A expressão facial é de fato a combinação de UAc's. Em princípio, esta abordagem possibilita que uma expressão facial seja entendida como uma combinação de Unidades de Ações faciais relevantes (LOPES, COSTA, PIRES, ARAUJO, 2016).

Sabendo que a expressão facial é a combinação de Unidades de Ações, essa ferramenta possui um algoritmo próprio, desenvolvido para analisar os pontos da face detectados pelo algoritmo Candide-3, e encontrar combinações de UnA's que possam representar uma determinada emoção.

Figura 1 - Interface do software FourFace.



Fonte: Extraído do (COSTA, S. W. S.; LOPES, A. S.; PIRES, Y, 2015)

A Figura 1 mostra a interface principal da ferramenta Fourface, onde estão presente os valores das unidades de animação, a expressão identificada durante a interação do usuário.

A ferramenta apresenta um modo automatizado avaliar a afetividade em ambientes computacionais, podendo servir também como auxílio em análises e estudos na área da Psicologia. Além disso, esta ferramenta também pode auxiliar na análise de interatividade e usabilidade de aplicações.

SEÇÃO 03

3.1 BANCO DE DADOS, MINERAÇÃO DE DADOS E DESCOBERTA DE PADRÕES

Os avanços tecnológicos atuais proporcionam a produção de um grande volume de dados em diversas tarefas rotineiras e diárias, realizadas por sistemas computacionais ou não. O crescente volume de dados incentiva a criação de base de dados e o uso de Sistemas Gerenciadores de Banco de Dados (SGBDs). Todas as pessoas atualmente interagem com alguma base de dados, seja em uma transação bancária ou em uma ida ao supermercado quando a atendente checa o estoque de produtos.

Segundo (NAVATHE, 2005), a evolução dos dados e a necessidade de armazenar diferentes tipos deles, e em maiores quantidades, provocou um avanço nas tecnologias que envolvem Banco de Dados, acarretando mudanças significativas na maneira que usamos os computadores.

Um Banco de Dados (BD) ou base de dados é um conjunto de dados com uma estrutura regular que tem como objetivo organizar informações (MEIRA, 2013, p.1). Os dados são elementos que por algum motivo tem a necessidade de serem armazenados. Geralmente a demanda pelo armazenamento de dados vem em decorrência de sistemas computacionais.

Um BD computacional é mantido e acessado por um SGBD o qual é um conjunto de softwares que são escolhidos pelo usuário para construção e manipulação da base de dados que deseja se implementar. Esta última pode ser complexa ou simples, dependendo do tamanho e dos tipos de dados que serão armazenados.

“Um sistema gerenciador de banco de dados (SGBD) é uma coleção de programas que permite aos usuários criar e manter um banco de dados. O SGBD é, portanto, um sistema de software de propósito geral que facilita os processos de definição, construção, manipulação e compartilhamento de bancos de dados entre vários usuários e aplicações. A

definição de um banco de dados implica especificar os tipos de dados, as estruturas e as restrições para os dados a serem armazenados em um banco de dados” (NAVATHE, 2005, p.4).

Sendo assim um Banco de Dados é o armazenamento de conteúdo, gerenciado por um sistema gerenciador, para que possa ser manipulado, atualizado e alterado. Uma forma de representação e armazenamento de dados é o modelo relacional, nesse modelo os dados são armazenados logicamente na forma de tabelas.

Nos últimos anos tem crescido a busca por informações ocultas em bases de dados, e com isso se torna mais importante os estudos e a utilização da Mineração de Dados e suas técnicas, em busca da transformação de dados em conhecimento. Esse processo de descoberta de conhecimento em base de dados acontece quando o conteúdo em uma grande base de dados é analisado e se torna possível identificar conhecimentos relevantes.

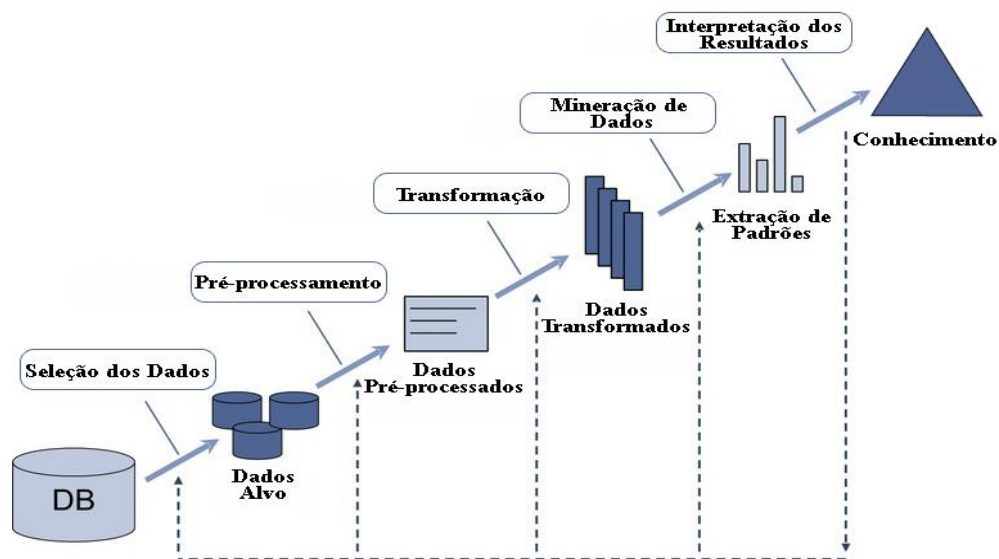
O conceito de Mineração de Dados não é novo, pois desde a década de 1970 já era falado em sistemas de apoio à tomada de decisão aplicada a base de dados. Mas entre os anos de 1980 a 1990 com o crescimento da internet, que surgiu o termo Mineração de Dados ou *Data Mining*. (ARCANJO, 2015). Mas somente nos períodos atuais que vem sendo utilizados por organizações, por conta da vantagem competitiva e ajuda na tomada de decisão.

Na Mineração de Dados ocorre a aplicação de algoritmos de IA com o intuito de identificar e possibilitar a obtenção de conhecimento, informações importantes e padrões relevantes em grandes bases de dados. Essa tarefa pode ser feita sem a ajuda computacional porém demanda mais tempo se for realizada manualmente. A Mineração de Dados é a fase do processo de descoberta de conhecimento que transforma dados primitivos em informações pertinentes na resolução de problemas, utilizando técnicas e abordagens diferentes para cada situação.

O processo de extração de conhecimento em base de dados requer conhecimento de diversas áreas, como Banco de Dados, Inteligência Artificial, Estatística, Probabilidade e visualização de dados.

O estudo Mineração de Dados geralmente tem seu conceito confundido com o conceito de KDD (*Knowledge Discovery Database* - Descoberta de Conhecimento em Base de Dados - DCBD), porém na verdade a mineração é uma etapa dentro do processo de DCBD responsável pela extração de padrões ou de conhecimento nos dados. Segundo (FAYYAD et al., 1996), o processo de DCBD realiza a identificação de novos padrões úteis e relevantes nos dados. A Figura 2 ilustra todo esse processo.

Figura 2 - Processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados.



Adaptado de (Fayyad et al. 1996)

O passo inicial no processo de DCBD é entender o objetivo e as necessidades a serem alcançadas pelos usuários interessados, pois a escolha de qual técnica de mineração usar será baseada no objetivo que se pretende alcançar. Na segunda etapa, seleciona-se e prepara-se os dados nos quais se aplicará o

algoritmo de mineração. A etapa de pré-processamento busca a eliminação de erros e formatação dos dados de acordo com os requisitos da técnica de mineração escolhida. Após as etapas anteriores, os dados passarão pela etapa de transformação, a qual busca encontrar características para representar os dados, onde os dados necessitam ser armazenados e formatados adequadamente para que os algoritmos de aprendizagem de máquina possam ser aplicados.

Com os dados devidamente preparados começa a etapa de mineração, etapa a qual busca se alcançar os objetivos definidos. Esses objetivos podem ser resolvidos por métodos de classificação, regressão, agrupamento, etc. Nessa etapa também se escolhe qual algoritmo será aplicado, buscando sempre coerência nos resultados. Diversas áreas do conhecimento usam os recursos do DCBD, áreas como marketing, detecção de fraude, produção, e até mesmo investimentos financeiros.

Na última etapa do processo é feita a análise sobre tudo que foi obtido, onde o conhecimento extraído deve ser interpretado e avaliado para realização dos objetivos iniciais.

Na mineração há uma fase conhecida como treinamento na qual os dados tratados serão apresentados ao algoritmo que buscará aprender e assimilar os padrões nos dados de treino. No processo de aprendizado são usados dados tratados e processados adequadamente. Após essa etapa realiza-se a avaliação onde acontecem os testes com os dados reais, onde se torna possível obter métricas sobre os resultados. Nesse processo de avaliação, já temos um algoritmo treinado, então os dados usados para avaliação devem ser originais, desconhecidos para aquele algoritmo. Dessa forma demonstrará o real nível de precisão do algoritmo. Sendo assim, são necessários dois grupos de dados: os dados utilizados para o treinamento do algoritmo e os dados utilizados para a etapa de validação.

3.2 TÉCNICA DE AGRUPAMENTO (CLUSTERING)

Não é existente uma técnica de Mineração de Dados que possa resolver todos os problemas na descoberta de conhecimento. Existem diferentes técnicas

que servem para diferentes propósitos. Segundo (FAYYAD et al., 1996), as técnicas de Mineração de Dados podem solucionar diferentes problemas na descoberta de conhecimento e podem ser aplicadas a tarefas como: associação, classificação, previsão, segmentação, sumarização.

A escolha da técnica está relacionada com o tipo de conhecimento que se deseja obter ou com o tipo de dado no qual ela será aplicada. Neste trabalho foi feita uma análise de agrupamento na qual uma coleção de dados é agrupada em subconjuntos.

A técnica de agrupamento, também denominada de *clustering* (clusterização), é uma técnica da Mineração de Dados que os objetos são separados em grupos denominados *clusters*, e os objetos dentro de um agrupamento são mais próximos entre si do que com qualquer outro objeto alocado em outro grupo. Essa técnica inicia-se a partir dos valores estabelecidos pelas variáveis presentes na base de dados utilizada e, através de processos numéricos, efetua seu objetivo principal que é separar de forma automática os dados em grupos.

Segundo (JAIN et al., 2004) agrupamento é a classificação de dados que acontece de forma não-supervisionada, formando grupos e representa uma das etapas principais na análise de dados, denominada análise de *clusters*. Para (NAVATHE 2005, p.637) o objetivo do agrupamento é colocar os registros em grupos, de tal forma que os registros de um grupo sejam similares aos demais do mesmo grupo e diferentes daqueles dos demais grupos. Os grupos são disjuntos.

Em primeiro plano é bom distinguir os conceitos de agrupamento e classificação. Classificação consiste em uma análise onde dados são separados e alocados em grupos, já preestabelecidos, através de suposições feitas antes dos testes. No agrupamento não acontece uma pré-categorização para os registros, e nem uma espécie de rótulo para os dados, eles serão agrupados e rotulados a partir de suas similaridades. Padrões entre os dados resultarão em classes distintas, mas compostas de dados que seguem uma mesma referência. Neste trabalho foi

utilizada a técnica de agrupamento sendo assim uma forma de análise não supervisionada.

Uma análise de *agrupamento* com resultados satisfatórios é a qual resulta em grupos que mostram alto padrão de similaridade entre os objetos do mesmo grupo e se mostram bem distintos em relação a objetos de outros grupos. Essa se torna o maior benefício na técnica de agrupamento, pois revela as principais relações entre objetos e as distinções importantes entre eles, ajudando na tomada de novas decisões, pois pode revelar informações que não poderiam ser identificadas sem ajuda dos algoritmos empregados nessa técnica

A utilização da técnica de agrupamento requer uma prévia definição de quais dados serão analisados para que possa ser escolhido o algoritmo e o método mais adequado para excelência daquela análise, compreendendo que nenhum algoritmo abrange todos os requisitos para uma análise ideal. Com a definição do conjunto de dados, segue a escolha do algoritmo que pode ser: hierárquico, particional, baseados em densidade, em modelos, em Redes Neurais, em Lógica Fuzzy, em Grafos, entre outros (CASSIANO, 2014).

Classificar um algoritmo de agrupamento nem sempre é tarefa simples, pois muitos deles em sua forma de atuar integram características e ideias de outros algoritmos, que pertencem a outra categoria de método de agrupamento, sendo que os mais usados e mais tradicionais são os métodos Particionais e os métodos Hierárquicos. Os algoritmos usados neste trabalho são do tipo particional (CASSIANO, 2014).

Os métodos particionais são métodos baseados na minimização de uma função de custo, onde os padrões são agrupados em um número k de agrupamentos escolhidos a priori. Cada padrão é agrupado na classe em que essa função custo é minimizada (OLIVEIRA, 2012).

Um algoritmo particional necessita que um usuário forneça um número inicial, o qual será usado como o número de grupos que serão formados, a partir de uma única base de dados. O algoritmo define um número k de itens que equivalerá aos centros dos grupos que serão formados. Itens pertencentes a uma única base

de dados são divididos entre os grupos de acordo com as métricas de igualdade determinadas. Cada item será alocado no grupo que possuir menor valor de distância em relação a ele. Logo depois da divisão inicial, vem à decisão do dado ou componente que vai representar o centro do grupo, que será a média dos itens pertencentes ao grupo ou será decidido por utilizar o item mais próximo ao centro de gravidade do grupo, sendo o elemento próximo ao centro do grupo conhecido como *Medoid* (DINIZ, LOUZADA NETO, 2000).

3.2.1 Algoritmo *K-means*

Um dos métodos particionais mais conhecido e mais simples é o método *K-means* por conta disso passa a ser um dos mais utilizados também. Essas características fazem desse algoritmo uma poderosa ferramenta para agrupamento de dados pois funciona bem na prática e apresenta bons resultados. Esse método foi Proposto por J. MacQueen em 1967, possuindo o maior número de variações (JAIN, 2009).

Antes de iniciar o algoritmo, é necessário que o valor de k seja definido previamente o qual será o número de grupos que serão formados. O funcionamento do algoritmo acontece da seguinte forma: o algoritmo escolhe os elementos que serão as sementes iniciais ou centro dos grupos (centróides). Essa escolha se dará de diferentes formas tais como aleatoriamente, selecionadas a partir das primeiras análises, ou escolhendo valores bem diferentes entre si. Isso acontece no primeiro contato do algoritmo com os dados que serão usados para treino. Uma função de dissimilaridade é escolhida para determinar os objetos que serão as centróides. Um exemplo de média de dissimilaridade é a distância Euclidiana que é a soma das diferenças dos atributos ao quadrado.

Em uma segunda etapa desse processo acontece a partição dos itens da base de dados que está sendo usada, onde os objetos serão alocados em um grupo, através do cálculo da distância de cada item da base de dados em comparação com as sementes inicialmente escolhidas. Sendo assim, um item é destinado aquele grupo que tiver menor distância em relação à centróide deste.

Com a adição de novo item ao grupo, a centróide que é o valor médio de todos os pontos no grupo, será mais uma vez recalculada e redefinida, e cada objeto será realocado em um grupo que tiver o valor do centro mais próximo. Essa etapa do processo se repete com todos os objetos os quais são alocados em algum grupo até que não haja mais mudanças e o processo finalize.

3.2.2. Algoritmo Expectation Maximization

O algoritmo *Expectation Maximization* (EM) tem em seu processo o uso da probabilidade como parte de sua lógica computacional. Com isso, é apresentado como um algoritmo probabilístico embora possua características e formato do método particional. Ele é considerado uma generalização do *K-means* e foi proposto inicialmente por Dempster, Laird e Rubin (1977), sendo estudado em detalhes por McLachlan e Krishnan (1988) (LEAL, 2004).

Apontado como um dos algoritmos mais utilizado em pesquisas e estudos estatísticos por ser um algoritmo que pode ser usado em diferentes áreas como treinamento de neurônios, reconhecimento de padrões e em outras pesquisas inovadoras ou tradicionais (DEMPSTER et al., 1977).

A premissa do algoritmo é maximizar a probabilidade de uma estimativa de variáveis ou dados desconhecidos através de vários ciclos do algoritmo. Para fazer isso, o *log* natural da função de verossimilhança de uma dada distribuição de probabilidade deve ser maximizado (BEFFEL, 2015).

(Casella e Berger, 2010) apresentam como base da idéia do algoritmo EM a substituição de uma complexa maximização da verossimilhança por uma sequência de maximizações mais fáceis, sendo o limite a solução para o problema original.

A função de verossimilhança é uma função dos parâmetros de um modelo estatístico que permite deduzir sobre o seu valor a partir de um conjunto de observações. Conhecendo um parâmetro B , a probabilidade condicional de A é $P(A|B)$. Dessa forma, a função de verossimilhança $L(b|A)$ é definida como a Equação 1.

$$L(\mathbf{b} | \mathbf{A}) = P(\mathbf{A} | \mathbf{B} = \mathbf{b}) \quad (\text{Equação 1})$$

O procedimento desse algoritmo é eficiente para calcular o máximo de estimativas da probabilidade, diante de dados ausentes ou ocultos.

Cada iteração do algoritmo EM consiste em dois processos, o passo E (*Expectation*), e o passo M (*Maximization*). O passo E é a expectativa, e o passo M é a maximização. Essas etapas dão origem ao nome do Algoritmo EM. Este algoritmo foi nomeado e descrito de forma mais detalhada e profunda em um artigo de Dempster, Laird e Rubin (Dempster et al., 1977). Faria (2011) define os passos E e M como:

1. Passo E: Calcule $Q(\theta | \theta^{(k)}) = E[\ell c(\theta | \mathbf{y}c) | \mathbf{y}, \theta^{(k)}]$, onde o passo E é tomado com respeito a distribuição condicional $p(\mathbf{y} | \mathbf{s}, \theta^{(k)})$.
2. Passo M: Encontre $\theta^{(k+1)}$ que maximiza $Q(\theta | \theta^{(k)})$.

Estes passos devem ser repetidos até se atingir uma convergência. Pode se adotado como critério de parada, por exemplo $\|\theta^{(k+1)} - \theta^{(k)}\| < \epsilon$, onde ϵ é um valor determinado maior que zero e $\|a\|$, denota a norma do vetor a .

O EM possui a mesma essência do algoritmo *K-means* no sentido de buscar, por meio de um processo iterativo, o melhor agrupamento de dados (*cluster*). No entanto, diferem-se pelo método utilizado. Enquanto o algoritmo *K-means* utiliza funções de dissimilaridade para calcular a distância e similaridade entre os dados da amostra, o algoritmo EM usa método estatístico.

3.3 TRABALHOS CORRELATOS

São vários os trabalhos correlatos que referenciam o processo de descoberta de padrões em base de dados, usando diferentes abordagens e se diferenciam em suas técnicas e metodologias. Entretanto, voltados para descoberta de padrões em expressões faciais e com o intuito de possibilitar a inferência de emoções, alguns se destacam como os trabalhos descritos a seguir.

Rosa e Bueno mediante as pesquisas para seu trabalho notou a ausência de aplicações capazes de fazer o reconhecimento de expressões facial em ambiente web, ou seja, com o usuário final tendo acesso a uma interface sendo exibida em um navegador comum com acesso a webcam. O trabalho propõe uma alternativa para essa falta, utilizando a Internet para conclusão do sistema. Objetivo geral deste trabalho foi identificar emoções em imagens capturadas por meio de uma webcam em ambiente web (ROSA; BUENO, 2013).

Este trabalho apresentou as seguintes etapas:

- Inicialmente foi feita a coleta de imagens de voluntários através de uma webcam;
- Logo após foi realizado através do algoritmo Viola-Jones a detecção e extração das faces, e o pré processamento de imagens, onde elas são normalizadas e corrigidas para aperfeiçoar o reconhecimento da face do usuário;
- Depois são usadas com a ajuda de bibliotecas java, técnicas de aprendizado de máquina para a Análise de Componentes Principais possibilitando a identificação das principais emoções;
- Em outra etapa foi realizado o treinamento com bases de dados de imagens faciais disponíveis na internet (CAFE, FACS);
- Por fim realizaram-se experimentos com imagens adquiridas de faces de voluntários, para testes finais que possam retornar as emoções reconhecidas.

Como conclusão destaca se o desempenho da emoção alegria que manteve-se superior, exceto nos casos em que foi utilizada a base de dados FACS, a qual, aliada ao pré processamento alcançou resultados pouco expressivos. Fica visível que a base CAFE aliada ao pré-processamento já citado alcançou os resultados mais expressivos de todo experimento para a emoção Alegria. Conclui-se também que o estudo da identificação da emoção deve considerar outros fatores além de somente a expressão facial, como por exemplo, a entonação da voz (ROSA; BUENO, 2013).

(SCHRER, 2014) apresenta um trabalho que tem por o objetivo principal a adaptação de um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA), a partir do estilo cognitivo e da percepção da emoção que o estudante pode apresentar durante a sua interação com o sistema virtual. Para conseguir que este trabalho alcançasse seu objetivo, algumas etapas foram desenvolvidas. A primeira etapa consistiu em estudos na área da Computação Afetiva e da Psicologia para entender a conexão entre cognição e emoções e quais os métodos usados para inferência de emoção e estilo cognitivo de estudantes em AVAs. Na segunda etapa foi de escolha dos momentos em que são inferidos a emoção do estudante, onde escolheram usar uma Rede Neural Artificial que define o estilo cognitivo do estudante. Também é feito um questionário para classificação, onde os estilos são definidos tudo isso a partir da Rede Neural que explora as respostas do estudante.

Buscando a validação dessa metodologia, e finalização do trabalho foi realizada a avaliação do AVA com estudantes voluntários, utilizando o método clínico de Piaget, logo após vem a etapa de validação através da Mineração de Dados. Os estudantes usaram a AVA e preenchem a base de dados, esses dados foram preparados e submetidos a técnicas de Mineração de Dados através da ferramenta Weka, onde foram usados algoritmos de associação e classificação, e por fim foram analisados os resultados.

Os resultados positivos dos testes finais foram: A aprovação por parte dos estudantes da forma com que os agentes virtuais interagiram e atestaram ser um método de aprendizado mais agradável; E o segundo ponto positivo foi que boa parte dos voluntários percebeu que mediante sua emoção e estilo cognitivo acontecia a adaptação dos conteúdos do AVA, sendo esse o objetivo central do trabalho (SCHERER, 2014).

Um ponto de limitação do trabalho foram a quantidade de dados utilizada, como ressalta a pesquisadora nesse parágrafo:

“Pode-se considerar como uma limitação do trabalho o tamanho da amostra, por possuir um volume de dados restrito. Assim, os resultados encontrados nesta validação podem ser considerados apenas a este grupo,

não podendo ser generalizado para todos os estudantes de AVAs.”(SCHERER, 2014, p.125)

A descoberta de padrões em base de dados através da técnica de Mineração já é um processo conhecido, assim sendo, torna-se usual encontrá-lo em trabalhos de pesquisas, entretanto correlacionados com o processo de identificação de expressões faciais para inferência de emoções é um processo que acontece com menor frequência, mas segue em um mesmo contexto de capacitação de máquinas para reconhecer aspectos afetivos. Esse trabalho se difere dos demais trabalhos por atuar na descoberta de padrões de uma base de dados preenchida de UnA, o trabalho de (Rosa e Bueno, 2008) buscaram trabalhar com bases de dados de imagens, enquanto este atuou unicamente com valores de UnA's. Já o trabalho de (SCHERER, 2014) se difere deste, por não ter elaborado uma fase de treinamento, entre outras particularidades.

O presente trabalho também apresenta dissimilaridades por não se tratar de um aprendizado supervisionado e sim de um aprendizado não supervisionado, teve como objetivo a mineração de UnA's para a inferência de emoções, diferente dos demais que usaram como validação de suas metodologias de identificação de emoções.

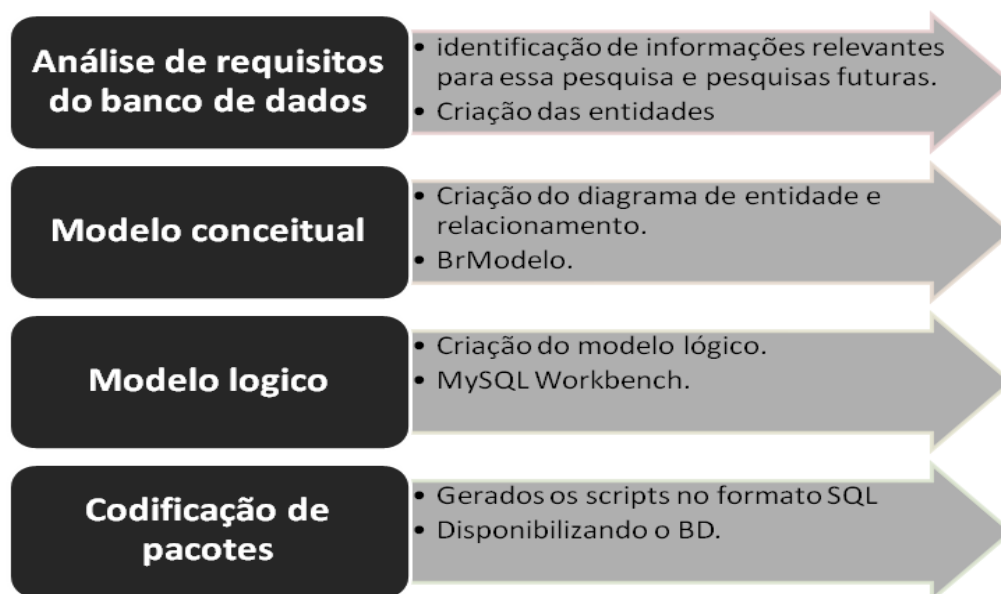
SEÇÃO 4

4.1 PROJETO LÓGICO DA BASE DE DADOS DESENVOLVIDA

O projeto de banco de dados é fundamental para o sucesso na implementação da tecnologia de BD. Alguns profissionais ignoram o desenvolvimento do projeto e passam diretamente para a fase de implementação. Porém através do projeto é possível que outras pessoas entendam como os dados estão estruturados, facilitando o compartilhamento dos mesmos entre várias aplicações. Sendo assim, esse trabalho tem como um dos seus objetivos a criação de uma base de dados contendo todos os dados dos testes que envolvem a coleta de expressões faciais, possibilitando que outros pesquisadores tenham acesso a essa base de dados. Enfatizando que até o término deste trabalho, não existia bases de dados com valores de UnA's disponíveis gratuitamente para download.

A Figura 3 mostra as etapas seguidas no projeto e desenvolvimento do Banco de Dados.

Figura 3 - Etapas do projeto de Banco de Dados.



Fonte: Própria

O desenvolvimento desse Banco de Dados seguiu quatro principais etapas, iniciando pela escolha dos dados relevantes para esse trabalho, ou seja, quais dados precisariam ser coletados para que essa base de dados fosse útil tanto para esse quanto para outros trabalhos futuros. Nesta etapa houve a identificação de quais entidades seriam criadas. Várias entidades foram definidas como importantes para as etapas de desenvolvimento do trabalho, e também para pesquisas futuras. Elas estão descritas na Tabela 2.

Tabela 2 - Lista de entidades da Base de Dados

Teste	<ul style="list-style-type: none">• Para armazenar dados coordenadas da experiência
Usuários	<ul style="list-style-type: none">• Para armazenar dados dos participantes das experiências, bem como seus dados pessoais.
Expressões	<ul style="list-style-type: none">• Para guardar os valores das UnA's capturadas.
Tipo_expressões	<ul style="list-style-type: none">• Onde foi armazenado os resultados das inferências.

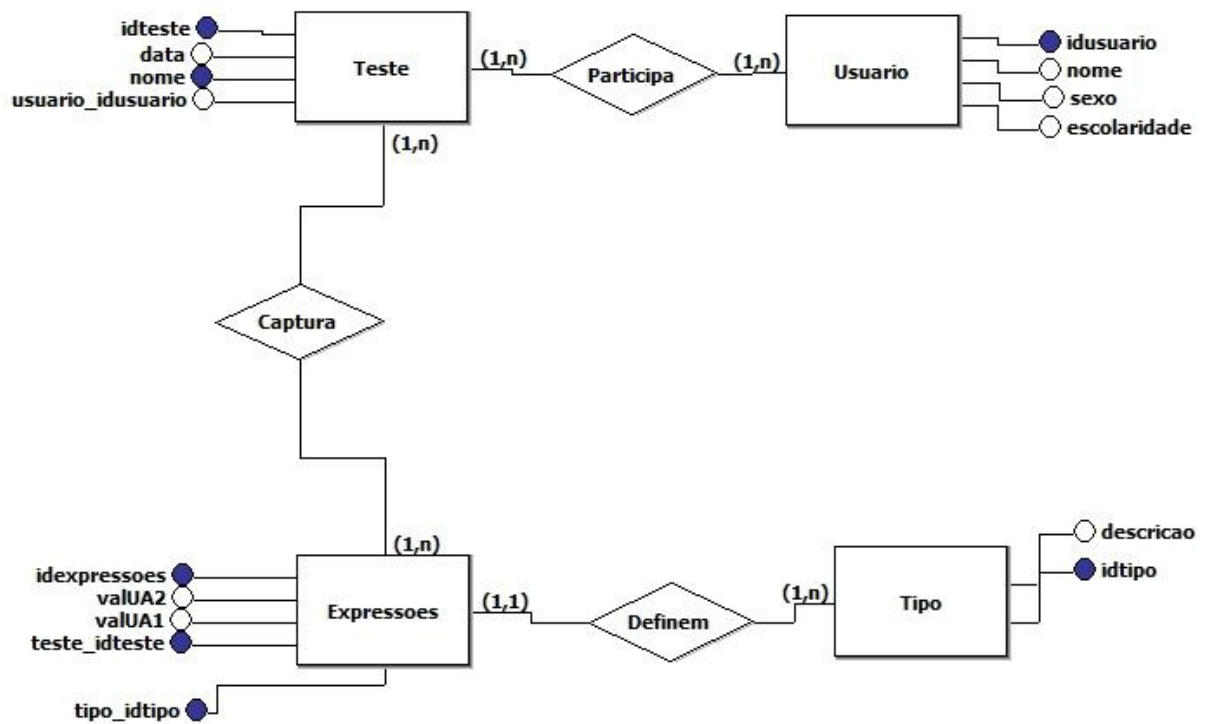
Fonte: Própria.

Esse trabalho fez uso do software BrModelo, o qual é uma ferramenta de modelagem conceitual de Banco de Dados, e foi utilizado para criação do diagrama do Modelo Entidade e Relacionamento (MER), ou seja, modelagem da etapa conceitual deste trabalho.

O projeto conceitual é a etapa mais próxima dos usuários, onde se apresenta como um esboço do projeto, aqui neste trabalho primeiramente em forma de um modelo de entidades e relacionamentos. Assim o MER nos ajuda a esclarecer as informações que são importantes para entendimento da base de dados e também nos ajuda a compreender a forma como estas informações se relacionam. Sendo

assim o modelo de entidade relacionamento da base de dados criada neste trabalho é apresentado na Figura 4.

Figura 4 - MER do banco de dados de Unidades de Animação.

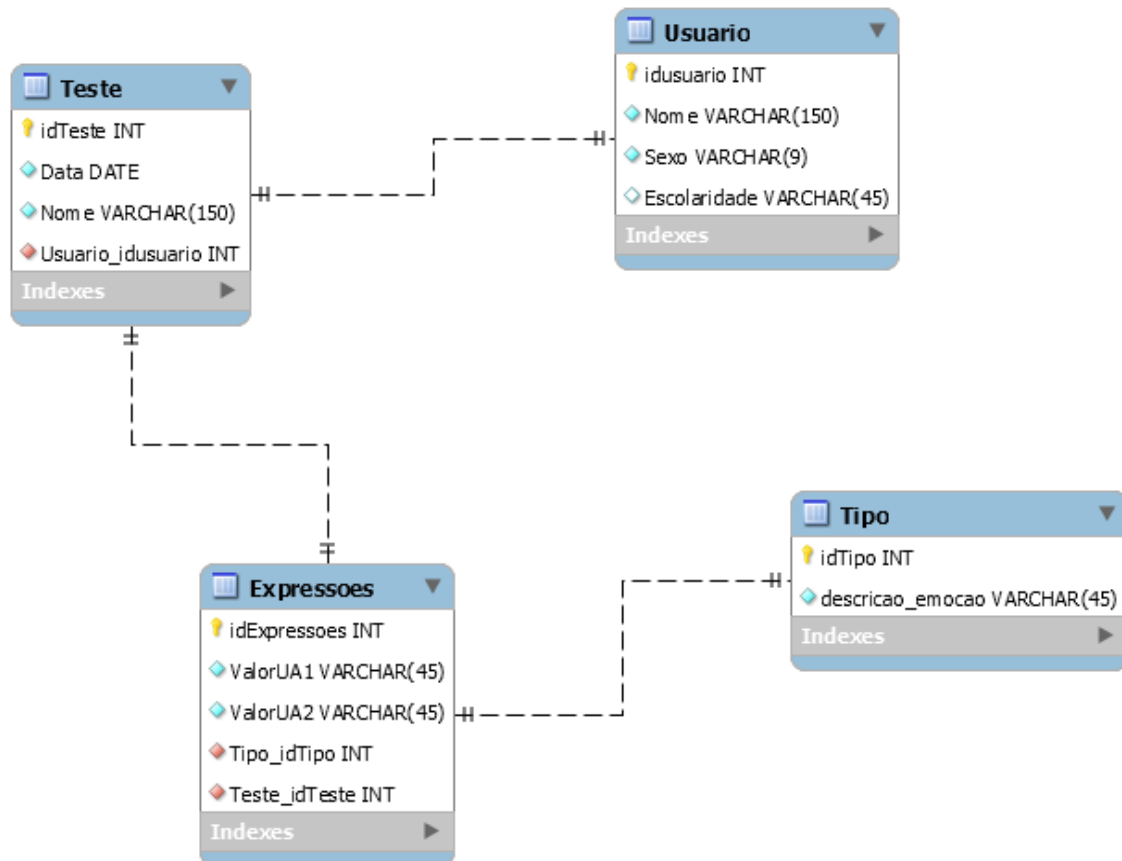


Fonte: Própria

Após o MER ocorreu a criação do projeto do lógico da base de dados através da ferramenta MySQL Workbench (MySQL Workbench, 2015), o qual foi representado por um modelo de dados Relacional composto por tabelas onde cada uma delas tem um atributo que é sua chave primária. Os relacionamentos das tabelas são representados através das chaves estrangeiras. Este modelo lógico

Relacional representa as entidades e relacionamentos derivados do diagrama de entidade e relacionamento (Figura 5).

Figura 5 - Modelo lógico da base de dados de Unidades de Animação.



Fonte: Própria

No final a base de dados foi implementada fisicamente seguindo as etapas do projeto conceitual e lógico apresentados acima, até a criação de um modelo que possa ficar à disposição de forma gratuita para estudos e pesquisadores em todas as áreas que abrange a inferência de emoções através de expressões faciais. A base de dados está disponível gratuitamente para download em: <http://www.facompcastanhal.ufpa.br/computingemotion/>.

4.2 A FERRAMENTA CREUZA VS AEDES

A experiência inicial para a obtenção dos resultados finais deste trabalho foi através do uso do software Creuza vs Aedes por usuários voluntários. Esse jogo foi desenvolvido no Laboratório de Desenvolvimento de Software (LADES), possuindo teor educacional destinado ao ensino e conscientização de crianças e jovens, para os perigos e cuidados que devemos ter em relação ao mosquito *Aedes Aegypti*, transmissor de doenças como dengue, chikungunya, e o zica vírus.

Figura 6 - Tela do jogo CREUZAVS.AEDES.



Fonte: NETO et al, 2016

Esse software foi disponibilizado para 20 usuários voluntários, com características fisionômicas diferentes, os quais utilizaram a ferramenta em um período de três a cinco minutos.

Enquanto um usuário utilizava o referido software, a ferramenta Fourface analisava e capturava as expressões faciais desses voluntários que eram registradas pela equipe de pesquisa, junto a outras informações concedidas anteriormente pelo usuário, tais como: nome, sexo, idade entre outras. Após a utilização da ferramenta o voluntário recebeu um questionário o qual continha questões objetivas para serem respondidas.

Essa sequência de etapas foi seguida no momento do teste:

1. Ao voluntário foi necessário aceitar os termos de participação da pesquisa obedecendo a critérios previamente estabelecidos no documento de participação voluntária, assinada por um membro de teste e o voluntário.
2. Catalogar algumas informações iniciais, sobre o voluntário e sobre o teste que foi aplicado.
3. Explicar sucintamente o funcionamento do software Creuza vs Aeds e posicionar a ferramenta Fourface para realizar a captura de imagens.
4. Capturar os valores dos pontos de cada UnA (Unidade de Animação) que compõe as expressões executadas pelo voluntário durante a execução do jogo.
5. Responder o questionário para composição final do teste.

Os dados gerados nesta experiência foram usados para produzir dados sintéticos usados para treinamento dos algoritmos de Mineração de Dados, e para realizar os teste foram usados os dados originais gerados na experiência.

4.3 PROCEDIMENTO DE GERAÇÃO DE DADOS SINTÉTICOS

Para que um algoritmo apresente resultados satisfatórios e com maior grau de confiança é necessário um volume de dados considerável para treinar e testar algoritmos de Mineração de Dados. Assim surge a necessidade de produzir dados sintéticos a partir dos dados obtidos por ocasião dos testes.

A ferramenta escolhida para produzir esses dados foi o software livre Scilab, geralmente usado em cálculos numéricos, visualização e criação gráfica. A linguagem de programação utilizada por este software é considerada de alto nível e algoritmos de alta complexidade podem ser desenvolvidos nessa ferramenta a qual conta com uma enorme gama de funções matemáticas que auxiliam estudos nas áreas de Engenharia, Computação entre outras.

O objetivo principal em se gerar dados sintéticos é aumentar de forma significativa a base de dados que é usada no treinamento dos algoritmos escolhidos. Utilizando uma distribuição normal também conhecida como distribuição gaussiana, foram obtidos dados sintéticos que mantiveram as características estatísticas e numéricas. Pois uma das idéias principais quando se fala de dados sintéticos é contar com uma base de dados inicial e seguindo o padrão dessa base gerar novos dados.

Para essa etapa foram analisados e separados de forma manual os dados da experiência com o software Creuza vs Aeds, onde foi calculada a média e o desvio padrão para cada valor de UnA que representa uma expressão facial, para que através de uma distribuição normal fosse gerados dados sintéticos. A Tabela 3 mostra os valores das médias e desvios padrões das UnA's 1 e 2 onde combinadas identificam uma expressão.

Tabela 3 – Valores médios e desvios padrões das expressões faciais.

	Alegria	Tristeza	Surpresa	Raiva
Media e Desvio Padrão UnA1	0.6 / 0.11	0.55 / 0.11	0.7 / 0.09	-0.368 / 0.164
Media e Desvio Padrão UnA2	-0.37 / 0.148	0.55 / 0.13	0.55 / 0.110	0.278 / 0.08

Fonte: Própria

Uma equação Normal foi escolhida, pois é a melhor forma de manter os dados controlados dentro de uma média, a qual será assimilada pelo algoritmo, diminuindo a margem de erros.

A equação matemática para distribuição normal é caracterizada pelo formato de sino. Eventos aleatórios acontecem de forma não ordenada e indefinida, mesmo que esses eventos pareçam ser imprevisíveis, quando analisamos um grande volume deles é possível tirar algumas conclusões. Pode-se notar padrões entre os dados, um deles é a média. A média é observada nos pontos onde os eventos acontecem com frequência e os momentos onde essa frequência é menor são os pontos são afastados da média. Esse tipo de evento aleatório é conhecido como distribuição normal, e é dada de acordo com a Equação (2).

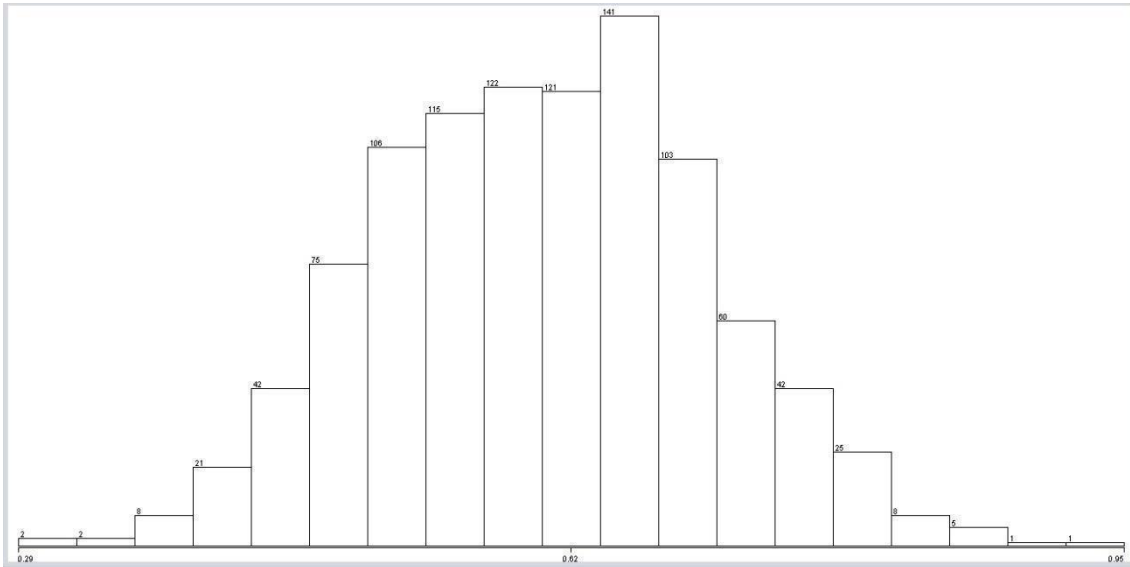
$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} . \quad \text{(Equação 2)}$$

A forma como essa distribuição é feita na ferramenta Scilab é através do comando: (**Y= grand**).

- Y=grand(dimensões da matriz de valores pretendida, 'nor', média, desvio padrão); seguindo esse formato foi gerada a base de dados com itens sintéticos.

A Figura 7 mostra em forma gráfica o comportamento dos dados gerados a partir de uma distribuição normal referente as métricas das UnA's que representam a expressão surpresa, apresentados na (Tabela 3), assim é possível notar que os dados gerados concentram-se em sua maioria próximos ao valor da média. Assim os dados obedecem os limites determinados para que os testes com os dados reais aconteçam de maneira eficiente.

Figura 7 - Histograma das Unidades de Animação 2



Fonte: Própria

Com o término dessa etapa foram gerados 4000 instâncias, um valor de 1000 novas UnA's para cada expressão, ou seja, quatro vezes maior que os dados originais.

4.4 TREINO DOS ALGORITMOS COM OS DADOS SINTÉTICOS

Após a geração dos dados sintéticos, inicia-se a etapa de treino dos algoritmos. Os dados para a fase de treino assim também como para fase de teste foram aplicados junto a técnicas de aprendizado não supervisionadas. Foram utilizadas técnicas de clusterização como já foi descrito neste trabalho, com os algoritmos *Expectation Maximization* (EM) e *K-means* presentes no pacote de Mineração de Dados e aprendizado de máquina do WEKA (WAIKATO, 2004). O Weka é uma ferramenta desenvolvida por pesquisadores da Universidade de Waikato, utilizando a linguagem Java.

A escolha dessa ferramenta aconteceu por se tratar de uma ferramenta de código aberto (*open source*) e por possuir vasta utilização no meio acadêmico, por professores e estudantes que buscam a utilização de algoritmos de aprendizagem de máquina para desenvolvimento de projetos e pesquisas.

A ferramenta Weka possui uma coleção de algoritmos que podem ser aplicados em tarefas como pré- processamento de dados, visualização de forma gráfica dos dados, regressão, associação, classificação e agrupamento.

Para os algoritmos utilizados neste trabalho, foi determinado quatro grupos ($k = 4$) para que os dados se enquadra-se nas expressões definidas (alegria, raiva, tristeza e surpresa). O treino foi executado no modo de avaliação de dados de treinamento (*evaluate on training data*), com os dados sintéticos que contabilizaram 4000 representações de expressões faciais. Os algoritmos determinaram quatro grupos. Para relacionar os grupos com as emoções foi necessário utilizar as condições propostas pela ferramenta Fourface, que tiram partido dos estudos com Unidades de Ação, sistema FACS e as Unidades de Animação.

Para o sistema FACS uma expressão facial é entendida como uma combinação de Unidades de Ações faciais relevantes. Foram selecionadas as UAc's que combinadas representam somente as quatro emoções usadas neste trabalho. Para que uma emoção seja válida, é necessário a combinação das UAc's principais e auxiliares, mas somente as principais indicam características faciais indispensáveis no reconhecimento facial. As UAc's auxiliares servem apenas como complementação.

Cada Unidade de Animação é expressa como um valor numérico compreendido que varia entre -1 e 1 (COSTA, 2017). Assim, sabendo que o valor de cada UnA se altera entre -1 e 1 , de acordo com o movimento dos músculos do rosto, é possível realizar uma análise desses valores a fim de poder inferir, através deles, a ocorrência de determinada expressão emocional. Esse processo de análise funciona da seguinte forma, são selecionadas duas UnA's principais de cada expressão e é estabelecida uma condição, um valor limite, como descrito na Tabela 4.

Tabela 4 – Condições para que as expressões sejam válidas.

EXPRESSÃO	CONDIÇÕES PARA DETECTAR EXPRESSÃO
Alegria	$UnA[0] > 0.2$ e $UnA[4] < -0.2$
Surpresa	$UnA[1] > 0.4$ e $UnA[5] > 0.1$
Tristeza	$UnA[0] < -0.1$ e $UnA[3] > 0.1$
Raiva	$UnA[3] < -0.2$ e $UnA[2] > 0.2$

Fonte: Própria

Desta forma, é necessário que os valores das duas UnA's estejam dentro dos valores pré-definidos. E a média alcançada pela UnA1 e UnA2 de cada grupo formado teve que obedecer às condições e limites desses valores.

A Tabela 5 mostra os resultados obtidos na fase de treinamento com os respectivos algoritmos usados, onde é possível observar a forma que os dados foram agrupados e quantos valores foram atribuídos para cada expressão..

Tabela 5 – Valores classificados pelos algoritmos para cada expressão.

Expressões faciais	Algoritmo aprendido não supervisionado	
	K-means	EM
Alegria	1000 (25%)	1000 (25%)
Surpresa	1000 (25%)	1000 (25%)
Tristeza	979 (24%)	773 (19%)
Raiva	1021 (26%)	1227 (31%)

Fonte: Própria

Na análise da Tabela 5 nota-se que o algoritmo *K-means*, apresentou melhores resultados sendo 24% para tristeza, 25% para alegria, 25% das instâncias

foram consideradas como o grupo surpresa e 26% para raiva. O EM apresentou uma diferença maior nos grupos que representam as expressões faciais tristeza e raiva, mas ao contrário disso os resultados deste algoritmo para a expressão alegria e surpresa foram bem definidos, valores satisfatórios, bem próximos aos apresentados pelo algoritmo *K-means* para as mesmas expressões, mas o algoritmo *K-means* apresentou resultados mais acurados, com uma margem de erro menor.

4.5 TESTES DOS ALGORITMOS DE AGRUPAMENTO COM DADOS REAIS

Nessa etapa dos experimentos foram testados os algoritmos anteriormente treinados, no modo conjunto de teste fornecido pelo usuário (*user supplied test set*). A base de dados obtida no teste da ferramenta Creuza vs Aeds foi usada nesta etapa pois são dados reais, com diferença entre os volumes de dados capturados para cada expressão, sendo assim.

Segundo as informações que foram fornecidas pela ferramenta FourFace, que assim como é descrito na seção 2 utiliza um algoritmo próprio sem o uso de IA para fazer a classificação das expressões, os valores capturados contabilizaram em média 1500 linhas contendo 391 valores de UnA's para a expressão facial alegria, 171 para tristeza, 123 para raiva, 205 para surpresa e 708 valores não reconhecidos e tratados como expressão facial neutra. No entanto, para a realização dos testes foram desconsideradas as expressões neutras pois se mostraram irrelevantes para o resultado que buscava se alcançar. Sem os valores neutros foram contabilizados 890 valores de UnA's. Realizada a etapa de catalogação dos dados relevantes, veio a etapa de preparação dos dados obtidos para um formato apropriado para os algoritmos de Mineração de Dados (formato arff), onde foi introduzido um cabeçalho típico desse formato de arquivo, contendo somente o título do arquivo, os atributos, suas especificações e os dados separados por vírgulas. A Figura 8 mostra o formato de um arquivo de entrada da ferramenta Weka. Esse arquivo está no formato Arff e antes da seqüência de dados é apresentado um cabeçalho que contem o titulo, e a descrição dos atributos que serão apresentados na seqüência de dados.

Figura 8 - Modelo de arquivo arff.

```
@relation emocao

@attribute uas1 numeric
@attribute uas2 numeric

@data

0.5809617      ,      -0.5269543
0.6245584      ,      -0.6888742
0.6759533      ,      -0.6313298
0.7191775      ,      -0.6215017
0.5003000      ,      -0.5227016
0.6914405      ,      -0.5837592
0.6286942      ,      -0.6429845
0.4953615      ,      -0.6700311
0.4713963      ,      -0.7767628
0.7666516      ,      -0.6314310
0.5943265      ,      -0.4495631
0.7209334      ,      -0.6411409
0.4193298      ,      -0.5906745
0.7153587      ,      -0.7283329
0.5262941      ,      -0.6218222
0.5543849      ,      -0.4095217
0.6856553      ,      -0.5610736
0.5019688      ,      -0.4039897
0.7440488      ,      -0.6383600
0.5871586      ,      -0.6256753
0.6341468      ,      -0.6287529
0.7412791      ,      -0.6485517
0.7429049      ,      -0.6932697
0.5372231      ,      -0.5184731
0.6208337      ,      -0.6868358
0.5680133      ,      -0.5736599
0.5836926      ,      -0.6421695
0.4747458      ,      -0.5849491
0.5678596      ,      -0.6551172
0.6370400      ,      -0.7298133
0.4203419      ,      -0.5797227
0.6138751      ,      -0.6004241
0.5252806      ,      -0.6257086
0.5955898      ,      -0.7062335
0.4954299      ,      -0.6311733
0.5386299      ,      -0.6617094
```

Fonte: Própria

A Tabela 6 mostra a consequência dessa etapa e os resultados obtidos pelos algoritmos de agrupamento.

Tabela 6 – Valores encontrados pelos algoritmos para cada expressão.

Expressões faciais	Algoritmo aprendido não supervisionado	
	K-means	EM
Alegria	391 (44%)	391 (44%)
Surpresa	205 (23%)	205 (23%)
Tristeza	294 (33%)	291 (33%)
Raiva	Não identificado	3 (0%)

Fonte: Própria

Com os resultados encontrados, foi possível perceber melhor como ambos algoritmos encontraram resultados satisfatórios para emoções alegria, surpresa, pois conseguiram identificar todos os valores que foram a eles apresentados, já para expressão tristeza também foram identificados todos os valores mas a ela também foram aplicados os valores da expressão raiva, os algoritmos não conseguiram identificar essa expressão e atribuíram os valores pertencentes a ela a expressão tristeza. Para os 123 valores de raiva apresentados aos algoritmos, apenas o EM conseguiu identificar 3 valores.

A Ferramenta Fourface que foi usada para capturar expressões faciais utiliza um algoritmo desenvolvido pela própria equipe, para classificação das expressões, como já foi informado anteriormente na Seção 2 deste trabalho. Nessa nova etapa de análise dos resultados, foi comparado o desempenho desse algoritmo em relação aos algoritmos de Mineração de Dados.

Com o intuito de comprovar a eficiência da metodologia proposta por esse trabalho, a Tabela 7 exibe a comparação entre os resultados obtidos com o algoritmo desenvolvido, associado ao jogo Creuza vs Aedes com os resultados dos algoritmos de Mineração de Dados.

Tabela 7 – Resultados dos algoritmos utilizados

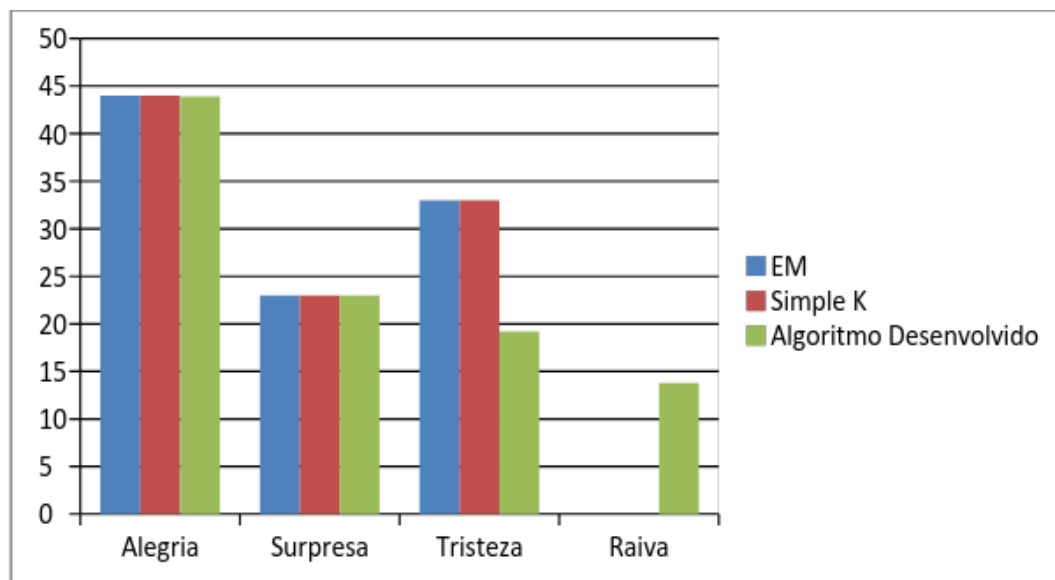
Aprendizado	N – Supervisionado		Resultados do algoritmo desenvolvido
	Simple K	EM	
Expressões			
Alegria	391 (44%)	391 (44%)	(44%)391
Surpresa	205 (23%)	205 (23%)	(23%)205
Tristeza	294 (33%)	291(33%)	(19,21%)171
Raiva	Indefinidos	3 (0%)	(13,8%) 123

Fonte: Própria

Pode-se perceber que surpresa em ambos os testes manteve-se com a mesma porcentagem. E para as demais expressões os valores obtidos foram bem próximos exceto com a emoção raiva.

A Figura 9 exibe a comparação gráfica entre os resultados obtidos com o algoritmo da ferramenta Fourface e os algoritmos de Mineração de Dados e as suas devidas variações.

Figura 9 – Comparação dos resultados encontrados pelos algoritmos



Fonte: Própria

Diante dos resultados expostos na Tabela 7 e na Figura 9, pode-se perceber que em ambos os testes houve uma boa definição das expressões faciais alegria e surpresa com uma margem de erro de 0% entre os algoritmos, pois encontraram a mesma quantidade de valores, e todos os algoritmos conseguiram assimilar valores da expressão tristeza que apresentou uma margem de erro de 13,7% entre os resultados. Também é possível observar que nem um dos algoritmos da Mineração de Dados usado foi capaz de detectar de forma expressiva os quatro agrupamentos, com uma pequena vantagem do algoritmo EM para detecção dos 4 grupos em detrimento ao *K-means*. Outros testes com ambos devem ser realizados para apurar o seu comportamento em relação a expressão raiva, e qual peculiaridade proporcionou a identificação os 3 valores apresentados pelo algoritmo EM. Na comparação entre todos os algoritmos podemos perceber que apresentaram similaridades entre os resultados, exceto pelos valores da expressão raiva que ficou melhor definida com o algoritmo desenvolvido para ferramenta FourFace.

Nessa última fase do teste foi usado o questionário aplicado aos voluntários da experiência com o software Creuza vs Aedes, onde as perguntas elaboradas também podem ser usadas como método de legitimação dos procedimentos aplicados nesse trabalho.

Nesse questionário que aconteceu momentos depois do teste que realizava a captura das emoções. Os voluntários responderam perguntas conforme o questionário apresentado no Anexo I.

- Como analisa a estética do jogo?
- Como analisa a mecânica do jogo?
- E qual o seu nível de satisfação?

E para todas as perguntas os voluntários atribuíam notas de 1 a 5 inclusive para expressões. O voluntário atribuía a nota, indicando quais as expressões na sua própria percepção ele apresentou no momento de execução do jogo.

A Tabela 8 apresenta de forma sucinta o tipo das respostas colocadas pelos voluntários, tornando melhor a compreensão dos resultados.

Nesse momento da pesquisa foram separados essas notas que os voluntários atribuíram as emoções, as notas de 1 a 5 de todos voluntários para a emoção alegria foram somadas, e assim aconteceu com as demais emoções, como está exemplificado na Tabela 8. Tudo isso para possibilitar uma visualização ampla dos resultados das emoções obtidas com o questionário.

Tabela 8 - Demonstração das respostas dos usuários e soma dos valores do questionário

Nome	Alegria	Tristeza	Raiva	Surpresa
Voluntário 1	3	3	4	4
Voluntário 2	4	1	3	4
Voluntário 3	5	1	1	4
Voluntário 4	1	1	1	5
Soma dos Valores =	13	6	9	17

Fonte: Própria

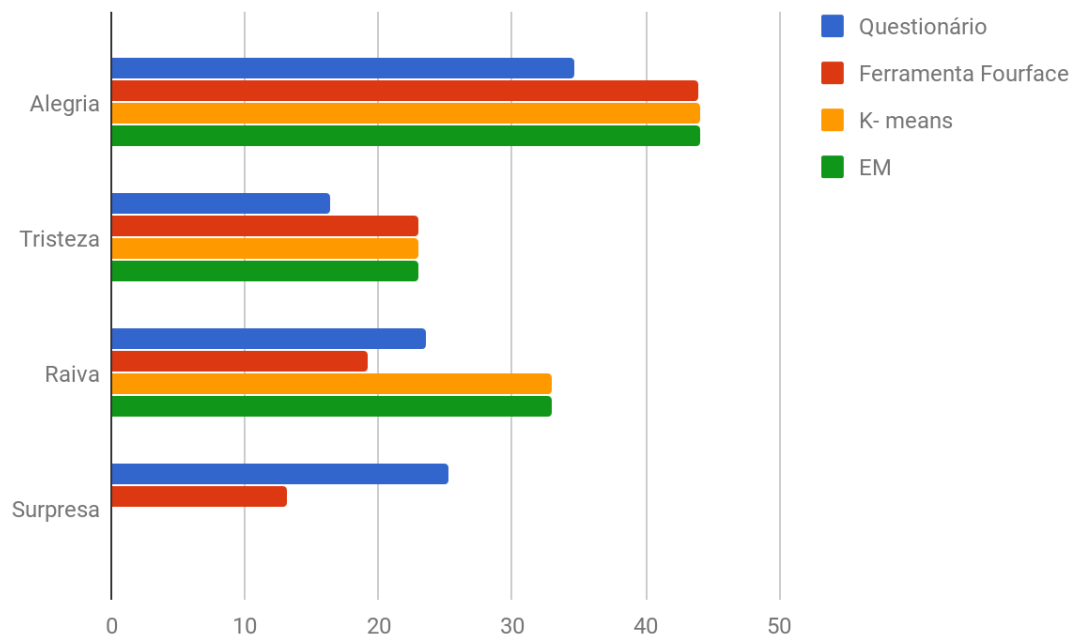
Assim tivemos as expressões alegria e surpresa com os maiores valores, seguidas por raiva e tristeza que apresentaram valores menores.

Tabela 9 – Soma dos valores de cada expressão.

Expressão	Soma das respostas
Alegria	59
Tristeza	28
Raiva	40
Surpresa	43

Fonte: Própria

Figura 10 - Comparação entre o Questionário e os algoritmos utilizados na pesquisa



Fonte: Própria

As respostas ao questionário ficaram equiparadas com os resultados dos testes efetuados anteriormente com os algoritmos da ferramenta Fourface e os de Mineração de Dados (*K-means* e EM), que também mostram que a expressão alegria é aquela a qual os usuários mais consideram que sentiram durante a execução do teste. Essa comparação dos valores dos algoritmos com as respostas do questionário, também aumentam a credibilidade dos resultados encontrados neste trabalho.

SEÇÃO 5

5.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Uma pesquisa ampla na ciência da computação são as que envolvem o aprendizado de máquina e permite que um software analise dados até mesmo em grande quantidade e colete as informações mais relevantes, ajudando na descoberta de conhecimento e na tomada de decisão. Associar essa área de pesquisa com aspectos cognitivos e faciais para encontrar padrões emocionais foi o objetivo deste trabalho, utilizando técnicas e ferramentas consolidadas no ambiente de pesquisa acadêmica, como as ferramentas Scilab e Weka, além de sistemas e metodologias já empregadas em outros trabalhos como o sistema FACS e a própria ferramenta Fourface.

Após testes experimentais, os algoritmos de Mineração de Dados utilizados juntos a ferramenta Fourface obtiveram uma média de acerto aproximada em 67,9% para cada expressão, resultado este considerado satisfatório para o emprego da técnica utilizada que reconhece expressões faciais em tempo real. Uma das contribuições para pesquisas futuras foi o desenvolvimento de uma base de dados com valores de UnA's que podem ser utilizados gratuitamente em novos estudos na área de reconhecimento facial.

É notável os resultados comprovados e as comparação entre as diversas formas de validação dessa pesquisa, porém apenas as técnicas utilizadas até aqui não são o suficiente para comparar com a percepção natural humana, mas são eficientes para detecção padrões em expressões faciais. Uma nova versão do Kinect poderia fornecer novas expressões ou uma maior precisão na detecção das expressões, assim novos testes poderiam elevar a precisão e apresentar melhores resultados.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

Como novas propostas de trabalhos e pesquisas indica-se o emprego de uma interface nova na ferramenta Fourface, utilizando os algoritmos de Mineração de Dados em tempo real na inferência de emoções. Uma nova série de testes poderia ser proposta, utilizando novos algoritmos e maior variação das UnA's fornecidas pela ferramenta. Também aplicar a metodologia, em novas análises com objetivo de reconhecer padrões em imagens de biótipo de animais, por exemplo, para observar se estão com condição corporal média para fins de confinamento e abate.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, G. M. **Algoritmo para reconhecimento de características faciais baseado em filtros de correlação**. 78 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, 2010.

ARCANJO, Lívia. **Sistemas de Informação Mineração de dados**. Disponível < <http://www.revista.pucminas.br/materia/mineracao-de-dados/>> Acesso em: 22 de dez. 2017.

BEFFEL, Jason. **The Application of the Expectation Maximization Algorithm onto Big Data**. Disponível < <https://collected.jcu.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://www.google.com.br/&httpsredir=1&article=1031&context=mastersessays>> Acesso em: 21 de Dezembro de 2017.

BrModelo 2.0. 2007. Disponível < <http://www.sis4.com/brModelo/> > Acesso em: 05 de Fevereiro de 2018.

Casella, G., Berger, R. L. **Inferência estatística** - tradução da 2a edição norte-americana. São Paulo: Centage Learning, 2010. Página 147-151, 291-294, 329.

CASSIANO, Keila. **Análise de Séries Temporais Usando Análise Espectral Singular (SSA) e Clusterização de Suas Componentes Baseada em Densidade**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2014.

CHAVES, F. E. **Análise Comparativa das Características de Filtros de Gabor, LBP e DCT para o Reconhecimento Automático de Expressões Faciais**. Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado (Pós-Graduação em Ciência da Computação) - Universidade Federal do Ceará, 2015.

COSTA, S. W. S.; LOPES, A. S.; PIRES, Y. Computação Afetiva: Uma ferramenta para avaliar aspectos afetivos em aplicações computacionais. *In Anais do VI Encontro Anual de Tecnologia da Informação (VI EATI)*. Frederico Westphalen, Rio Grande do Sul, 2015.

COSTA, S. W. S. **Fourface: Uma Ferramenta de Reconhecimento de Expressões Faciais**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Bacharel em Sistemas de Informações) – Universidade Federal do Pará, 2017.

DEMPSTER, A. P., LAIRD, N. M., & RUBIN, D. B. **Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm**. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 39, no 1, 1977, p. 1-38.

- ELMASRI, R.; NAVATHE, S. B.. **Sistemas de Banco de Dados**. 4a ed., São Paulo, Pearson Addison Wesley, 2011.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W.V.; HAGER, J.C. **Facial Action Coding System: Investigator's guide**. Research Nexus division of Network Information Research Corporation, Salt Lake City, Estados Unidos, 2002.
- FAYYAD, U. M.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P; UTHURUSAMY, R.. **Advances in Knowledge Discovery and Data Mining**. USA, California: AAAI Press / MIT Press , 1996.
- FARIA, V. B. **Estimação de Máxima Verossimilhança via Algoritmo EM**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Bacharel em Estatística) – Universidade Federal de Juiz de Fora, 2011.
- JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. **An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology Special Issue on Image and Video-Based Biometrics**. vol. 14, no. 1, 2004, IEEE Press Piscataway, NJ, USA, p. 4-20.
- LEAL, P. B. **Estudo e Aplicações do Método de Agrupamento Baseado no Modelo**. Dissertação (Mestre em Estatística) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife ,2004.
- LOPES, Rosimeri. **As emoções**. 2011. Disponível em: <<https://psicologado.com/psicologia-geral/introducao/as-emocoas/>> Acesso em : 7 de novembro de 2017.
- LOPES, A. S.; COSTA. S. W.; PIRES; Y.; ARAUJO, F. P. Reconhecimento de expressões faciais e emocionais como método avaliativo de aplicações computacionais. *In Anais do Encontro Regional de Computação e Sistemas de Informação (ENCOSIS)*. Manaus, Amazonas, 2016.
- McLachlan, G. J. and T. Krishnan. **The EM Algorithm and Extensions**. Wiley - Interscience. 1997, NY. Estados Unidos.
- MEIRA, Regilan. **Banco Dados**. 2013. Disponível em: <<http://www.regilan.com.br/wp-content/uploads/2013/10/Apostila-Banco-de-Dados.pdf>> Acesso em: 13 de novembro de 2017.
- MICROSOFT RESEARCH. Programming Guide: Getting Started with the Kinect for Windows SDK Beta**. 2011. Disponível em http://research.microsoft.com/enus/um/redmond/projects/kinectsdk/docs/ProgrammingGuide_KinectSDK.docx>. Acesso em 15.abri.2017.

MySQL Workbench. Canadá. Disponível em: < <http://www.mysql.com/products/workbench/> >. Acesso em: 14 de novembro 2017.

NETO. J. M. S.; SOUZA K. E. S.; LOPES C. B.; SERUFFO. M. C. R. **CREUZA VS. AEDES: Aplicação do tipo e-health para prevenção do mosquito Aedes aegypti.** 2016. Disponível em:< <http://www.sbgames.org/sbgames2016/downloads/anais/157676.pdf> > Acesso em: 20 de janeiro de 2018.

OLIVEIRA, E; JAQUES, P A. **Inferindo as emoções do usuário pela face através de um sistema psicológico de codificação facial.** 2008. Disponível em: < <http://professor.unisinios.br/pjaques/papers/p156-oliverira.pdf> > Acesso em: 10 de out de 2017.

PICARD, R. W. **Affective Computing.** Cambridge, EUA: 1997. Disponível em: < <https://affect.media.mit.edu/pdfs/95.picard.pdf> > Acesso em: 5 de janeiro de 2018

PRATES, R. O.; BARBOSA, S. D. J. **Avaliação de Interfaces de Usuário – Conceitos e Métodos,** 2005. Disponível em <http://homepages.dcc.ufmg.br/~rprates/ge_vis/cap6_vfinal.pdf >. Acesso em 23 de mar de 2017.

PRATES, Raquel Oliveira; BARBOSA, Simone Diniz Junqueira. **Avaliação de interfaces de usuário: conceitos e métodos.** In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO, São Paulo, 2003.

OLIVEIRA, Stanley. **Clusterização ou Agrupamento de Dados.** .Disponível em: < <https://www.ime.unicamp.br/~wanderson/Aulas/Aula6/MT803-Aula06-Clusterizacao.pdf> >. Acesso em: 17 de setembro de 2017

PIRES, Sergio Fernandes Senna. 2013. **Códigos da Ação Facial. Instituto Brasileiro de Linguagem Corporal.** Disponível em: < <https://ibralc.com.br/codigos-da-acao-facial/> >. Acesso em: 12 de nov de 2017.

ROCHA, Heloisa Vieira da; BARANAUSKAS, Maria Cecília. **Design e avaliação de interfaces humano-computador.** São Paulo: IME-USP, 2003.

ROSA, C. C; BUENO, F. **Identificação de Emoções Mediante Expressões Faciais EM Imagens de Webcam Utilizando Técnicas de Aprendizagem de Máquina em Ambiente WEB.** Trabalho de Conclusão de Curso (Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, 2013.

SCHERER, N. H. **Aspectos Emocionais e Cognitivos de Estudantes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem.** Dissertação apresentada ao Curso de

Mestrado (Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais) - Universidade de Santa Cruz do Sul, 2014.

University of Waikato. Weka 3 – Machine Learning Software in Java.

2004. Disponível no site da University of Waikato:

<<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>>. Acesso em: 22 de dezembro de 2017.