Universidade de São Paulo
Escola de Engenharia de São Carlos
Departamento de Engenharia Mecânica

Viviane Cristina Roma Appel

Classificando emoções em processos de reabilitação robótica

São Carlos
2014

Viviane Cristina Roma Appel

Classificando emoções em processos de reabilitação robótica

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Engenharia Mecânica da Escola de Engenharia de São Carlos para obtenção do título de mestre em Engenharia Mecânica

Área de Concentração: Dinâmica das Máquinas e Sistemas

Orientador: Prof. Dr. Glauco Augusto de Paula Caurin

São Carlos

2014

ESTE EXEMPLAR TRATA-SE
DA VERSÃO CORRIGIDA.
A VERSÃO ORIGINAL
ENCONTRA-SE DISPONÍVEL
JUNTO AO DEPARTAMENTO DE
ENGENHARIA MECNICA DA
EESC-USP

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTA TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

A647c Appel, Viviane Cristina Roma
Classificando emoções em processos de reabilitação
robótica / Viviane Cristina Roma Appel; orientador
Glauro Augusto de Paula Caurin. São Carlos, 2014.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Mecânica e Área de Concentração em
Dinâmica de Máquinas e Sistemas -- Escola de Engenharia
de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2014.

1. Classificação de emoções. 2. Reabilitação
robótica. 3. Computação afetiva. 4. Imagens térmicas
faciais. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Bacharel **VIVIANE CRISTINA ROMA APPEL**

Título da dissertação: "Classificando emoções em processos de reabilitação robótica".

Data da defesa: 27/08/2014

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Glauco Augusto de Paula Caurin**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EEESC)

APROVADO

Prof. Associado **Alexandre Claudio Botazzo Delbem**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/ICMC)

APROVADO

Prof. Dr. **Hermano Igo Krebs**
(Massachusetts Institute of Technology/MIT)

aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica:
Prof. Associado **Marcelo Arelas Trindade**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Paulo César Lima Segantine**

Dedicatória

Dedico este trabalho ao meu marido e filhos, razão da minha paixão por viver.

Agradecimentos

A Deus, Pai de Amor Supremo, agradeço a vida e todas as oportunidades de aprendizado e evolução neste planeta abençoado.

Agradeço meu orientador prof. Dr. Glauco Caurin primeiro pela oportunidade de me integrar ao grupo, por me incentivar a resolver um problema considerado um grande desafio, por acreditar que eu seria capaz. Cada visita que o laboratório recebia ele trazia para conhecer o meu projeto e me apresentava como uma doida que havia aceitado o desafio. Agradeço a confiança, a dedicação, o suporte e a inspiração ao longo de todo processo. Agradeço a Patricia pela sempre amizade e principalmente por me colocar em contato com Glauco, no momento certo, na hora exata. Foi num chat via Facebook que tudo começou.

Agradeço meu querido esposo Luis por todo apoio ao longo do caminho, e principalmente por confiar integralmente que tudo daria certo. O mestrado era meu sonho há anos e ele sempre me incentivou a trilhar os caminhos que me fariam retornar à vida acadêmica. Aos meus filhos Rafael, Ana Luisa e Gabriel agradeço a constante e contagiante alegria de viver, pois isto torna nossos dias amenos e prazerosos. Em alguns momentos até eles falavam a língua das imagens térmicas: “se for mais quente é branco, mais frio é azul, não é mãe?” Agradeço de coração a oportunidade de mudança de vida que me proporcionou ficar mais perto dos meus baixinhos e viver mais intensamente ao lado deles.

Aos meus Pais agradeço a oportunidade desta vida e por sempre me mostrarem que o caminho é feito de estudos. Agradeço de coração meu Pai pelas horas de estudos e ensino das disciplinas de engenharia, sem isso nada teria sido possível, pois primeiro é preciso ingressar no programa da Pós-graduação. À minha mãe agradeço pelo auxílio nas incansáveis pesquisas dos papers relacionados ao tema de minha pesquisa.

Professores que me auxiliaram ao longo do caminho e aos quais agradeço a enorme atenção: Kalinka Branco, Roseli Francelin, Valdinei Belini, Leonardo Pedro, Adriano Siqueira, Daniel V. Magalhães, Marcelo Becker, Fernando Osorio, Ivanildo Abreu.

Colegas: Guilherme foi meu companheiro de disciplinas, estudos e primeiros experimentos, sempre me incentivando. Wiliam é meu companheiro de laboratório, sempre com uma palavra amiga, me encorajando a seguir em frente. Kleber foi um dos primeiros colegas que encontrei na USP, sem o trabalho dele, minha pesquisa não seria possível, ele é o autor dos jogos. Paulinha é aluna de IC e tem me acompanhado no processo de pesquisa, testes, está sempre disposta a ajudar. Foram tantas excelentes pessoas que encontrei no caminho, não gostaria de esquecer ninguém, agradeço a todos por cada sorriso, cada palavra, cada estudo em conjunto, cada ajuda: Diego, Quido, Moacyr, Denny, Caio, Felipe, Samuel, Adimara, Giampaolo, Kelen, Marciel, Fernando.

Super obrigado ao prof. Belini que trabalhou comigo na criação do paper submetido e aceito pelo BioRob 2014, esta ajuda foi de suma importância no encaminhamento dos testes e resultados desta dissertação. Também agradeço a Andrea, sua esposa, que me enviou a ideia de provocar incômodo/dor nos voluntários em sessão de terapia. E a Marcela pela ideia da utilização da água com gelo para provocar o incômodo.

Voluntários que atenciosamente participaram deste estudo, me perdoem se esqueci de alguém: Kleber, Wiliam, Leandro, Paula, Caio, Samuel, Felipe, Belini, Marciel, Prof. Glauco, Ricardo, Carmona, Guilherme, Daniela e Diego. Sou grata de coração a todos vocês que mais que atenciosamente concordaram em participar dos experimentos. Me lembro de um dia de filmagens, o laboratório estava com várias pessoas, todos com sorriso no rosto, gostando de participar, torcendo para que desse tudo certo. Sentir esta energia positiva é muito recompensador, foi uma fase muito alegre e produtiva.

Ao pessoal do laboratório de Dinâmica, um agradecimento especial. Cristina é uma pessoa mais que especial, está sempre alegre e disposta a ajudar. Leandro participou de várias fases da minha pesquisa, desde instalação de software e hardware, configuração e utilização das câmeras térmicas até ser voluntário dos testes. Em uma das oportunidades fizemos ele chorar de tanto rir dos filminhos cômicos que estimulavam a expressão de motivação. Foi muito interessante ver as lágrimas sob a ótica da câmera térmica. Obrigada!

Agradeço ao pessoal da biblioteca pela sempre atenção nos empréstimos e renovações, Gi, Lilian, Trud, na utilização do endnote e ajuda na busca dos papers, Flavia e Eduardo, na maravilhosa revisão desta dissertação, Eleninha.

Agradeço às meninas da secretaria de pós-graduação Ana e Iara pela paciência e sempre atenção. Quando fiz minha inscrição para o processo seletivo do mestrado Iara me disse que faria minha inscrição do mestrado e o fez. Era um desejo de boa sorte! Agora fará minha inscrição do doutorado.

Agradecimento especial à CAPES, órgão financiador de minha pesquisa.

Também agradeço minha professora de inglês Iza pelas maravilhosas aulas: English as a Specific Purpose - Presentations and Writing, e pela salutar troca de experiências com minhas amigas de turma Gabriela, Bruna e Juliana. Obrigada meninas por todo aprendizado e cooperação ao longo do caminho.

Enfim, sou imensamente grata a esta rica oportunidade que a vida me proporcionou, o mestrado era um sonho antigo e agora está realizado. Como acredito que tudo da vida tem seu tempo, que nenhum fruto cai do pé se não estiver maduro, esta foi a hora certa para meu mestrado!

RESUMO

APPEL, V.C.R. **Classificando emoções em processos de reabilitação robótica**. 2014. Dissertação (Mestrado) –Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014.

Reabilitação robótica tem um papel importante em exercícios terapêuticos ao combinar robôs com jogos sérios de computador em uma atraente plataforma terapêutica. Entretanto, a tarefa de medir o grau de adesão do paciente ao tratamento não é trivial. A dificuldade de aplicar técnicas baseadas em questionários e entrevistas, particularmente em pacientes que tiveram a fala comprometida por acidente vascular encefálico (AVE), nos inspirou a investigar técnicas não verbais e não invasivas para classificar emoções. Com este propósito, uma rede neural supervisionada foi projetada para interpretar imagens térmicas infravermelhas faciais de indivíduos realizando terapia robótica de reabilitação integrada com os jogos. Uma base de dados contendo imagens de 8 voluntários foi criada e contém reações emocionais espontâneas e provocadas. No total, foram analisadas 2445 imagens térmicas faciais, em média 100 imagens por pessoa por 3 categorias de emoções (neutra, motivado e sobrecarregado). Baseado em análise de matriz de confusão, os resultados experimentais se correlacionaram muito bem com as estimativas manuais, produzindo um desempenho global de 92,6%.

Palavras-chave: Classificação de emoções. Reabilitação robótica. Computação afetiva. Imagens térmicas faciais.

ABSTRACT

APPEL, V.C.R. **Classifying emotions in rehabilitation robotics based on facial skin temperature.** 2014. Dissertação (Mestrado) –Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014.

Rehabilitation robotic plays an important role in therapeutic exercises by combining robots with computer serious games into an attractive therapeutic platform. However, measuring the degree of engagement of the user is not a trivial task. The difficulty of applying question-based techniques, particularly for patients who have the speech capacity compromised due to cerebrovascular accidents, has inspired us to investigate noninvasive and nonverbal techniques aiming to classifying emotions. For this purpose, a supervised artificial neural network interprets facial infrared thermal images of individuals performing rehabilitation robotic therapy integrated with games. A database containing images of 8 users was generated by combining evoked and spontaneous emotional reactions. In total, 2445 facial thermal images with an average of 100 images per person for three categories of emotions (neutral, motivated, and overstressed) were analyzed. Based on confusion matrix analysis, the experimental results correlated very well with manual estimates, producing an overall performance of 92.6%.

Keywords: Emotion cognition. Rehabilitation robotic. Affective computing. Facial thermal images.

PUBLICAÇÕES

Viviane C.R. Appel, Valdinei L. Belini, Denny H. Jong, Daniel V. Magalhães and Glaucio A.P. Caurin, Classifying Emotions in Rehabilitation Robotics Based on Facial Skin Temperature – In: Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), 2014 IEEE International Conference on, 2014/08/24, São Paulo, Brazil.

Kleber de O Andrade, Guilherme Fernandes, Jose Martins, Viviane C Roma, Ricardo C Joaquim, Glaucio AP Caurin; Rehabilitation robotics and serious games: An initial architecture for simultaneous players - In: Biosignals and Biorobotics Conference (BRC), 2013 ISSNIP, 2013/2/18, Rio de Janeiro, Brazil.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Beijo dos robôs WALL-E e EVE no filme WALL-E de 2008 produzido pela Disney/Pixar.	4
Figura 2.	As seis expressões faciais básicas sugeridas por Ekman.	6
Figura 3.	Shore™ aplicativo alemão do Instituto Fraunhofer(IIS) para detecção de faces e reconhecimento de diferentes níveis emocionais.	8
Figura 4.	Software de Reconhecimento de Emoções – eMotion.	8
Figura 5.	Representação gráfica do estado da arte em reconhecimento de expressões faciais em imagens térmicas.	10
Figura 6.	Representação do espectro de luz.	11
Figura 7.	Imagem térmica colorida da face de uma pessoa coletada em nossos experimentos.	12
Figura 8.	NAO: robô tem a capacidade de reconhecer e imitar movimentos de seres humanos.	14
Figura 9.	Robô de reabilitação do braço InMotion Arm da empresa Interactive Motion Technologies Inc.	15
Figura 10.	Exoesqueleto robótico Armin.	17
Figura 11.	Versão comercial do MIT-MANUS.	18
Figura 12.	Robô de reabilitação Braccio-di-Ferro.	19
Figura 13.	Imagens do Inmotion-Wrist.	20
Figura 14.	Imagem do robô NeReBot.	20
Figura 15.	Imagem do robô Bi-Manu-Trak.	21
Figura 16.	Imagem do robô Kinarm End-Point.	21
Figura 17.	Visão geral do nosso sistema robótico de reabilitação.	23
Figura 18.	Dispositivo robótico desenvolvido pelo Grupo de Mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos.	24
Figura 19.	Ambiente experimental – monitor principal apresenta o jogo (tela em verde). No monitor secundário observa-se imagem térmica da face do voluntário.	24
Figura 20.	Ambiente experimental – robô de punho, jogo sério computacional (tela em verde), aquisição de imagens com câmera térmica (exibido no monitor à direita e acima).	25
Figura 21.	Funcionalidades comuns em um sistema de Visão Computacional.	28
Figura 22.	Estrutura do sistema de Visão do estudo proposto.	29
Figura 23.	Convenção utilizada para os eixos x e y em Processamento de Imagens.	30
Figura 24.	Câmera FLIR A325sc.	30

Figura 25.	Matriz de temperaturas em graus Celsius.	31
Figura 26.	Matriz de intensidade ou Matriz em escala de cinza.	32
Figura 27.	Imagem em escala de cinza (esquerda) e imagem com contraste melhorado (direita).	32
Figura 28.	Histograma da imagem em escala de cinza (esquerda) e histograma expandido (direita).	33
Figura 29.	Imagem binarizada pelo método de Otsu em nossos experimentos.	36
Figura 30.	Imagem com o limite superior (y_1) e $h/2$ traçados.	36
Figura 31.	Parte da imagem entre y_1 e $h/2$ selecionada e limite esquerdo (x_1) e direito (x_2) traçados em vermelho.	36
Figura 32.	Face segmentada.	37
Figura 33.	Face segmentada dividida em quatro blocos, demonstrados na figura pelas linhas vermelhas.	37
Figura 34.	Rede Neural artificial feedforward backpropagation com 8 neurônios na camada de entrada, 3 na camada de saída e 17 na camada oculta.	42
Figura 35.	Conjunto representativo de imagens térmicas correspondentes à expressões neutra, motivado e sobrecarregado, da esquerda para a direita. A barra vertical representa a temperatura em graus Celsius.	44
Figura 36.	Modelo afetivo adaptado por Koenig et al. (2011) à partir do proposto por Russell (1980), à esquerda em Inglês, à direita modelo traduzido para o português.	44
Figura 37.	Ambiente experimental de aquisição das imagens de emoções estimuladas, neste exemplo expressão neutra.	45
Figura 38.	Exemplos de expressões faciais provocadas para neutro (esquerda), motivado (centro) e sobrecarregado (à direita).	46
Figura 39.	Ambiente experimental de aquisição das imagens de expressões espontâneas com voluntários em terapia robótica.	47
Figura 40.	Entropia e variância vs. emoções por região da face do voluntário 4.	50
Figura 41.	Exemplos de expressão sobrecarregado classificadas incorretamente como motivado.	52
Figura 42.	Exemplos de expressão motivado classificados incorretamente como neutro. ..	52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Base de dados em números utilizada no experimento. As imagens são correspondentes à expressões induzidas e espontâneas	48
Tabela 2. Média $\pm$ desvio padrão de entropia e variância para diferentes sub-regiões da face e para as três expressões	48
Tabela 3. Valores R-squared de entropia e variância vs. voluntário	49
Tabela 4. Valores R-squared para entropia e variância vs. expressões, para voluntário #4, considerando o conjunto de dados espontâneo	50
Tabela 5. Matriz de confusão do conjunto de testes envolvendo expressões provocadas neutro e motivado. 17 neurônios ocultos. Validação mse = 0.0001 na 18ª época	51
Tabela 6. Matriz de confusão do conjunto de teste envolvendo emoções provocadas neutro, motivado e sobrecarregado. 17 neurônios ocultos. Validação mse = 0.009 na 18ª época	51
Tabela 7. Matriz de confusão do conjunto de teste, desempenho da rede neural sobre a base de dados de imagens de emoções provocadas e espontâneas das expressões neutro, motivado e sobrecarregado. 17 neurônios na camada escondida. Validação mse = 0,04.....	52

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVC	Acidente Vascular Cerebral
AVE	Acidente Vascular Encefálico
IR	Infrared
IRIS	Imaging, Robotics, and Intelligent Systems laboratory (University of Tennessee)
FACS	Facial Action Coding System
GLCM	Gray-level co-occurrence matrix
HCI	Human-Computer Interaction
HMM	Hidden Markov Models
<i>k</i>-NN	<i>k</i> -Nearest Neighbor
MSE	Erro médio quadrado
PBVD	Piecewise Bézier Volume Deformation
PC	Personal computer
PID	Proportional-integral-derivative
ROI	Região de Interesse
SNA	Sistema Nervoso Autônomo
SVM	Support Vector Machine
TAN	Tree-Augmented-Naive Bayes

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos utilizados listados na ordem em que ocorrem no texto.

kHz	Kilohertz
MHz	Megahertz
μm	Microns
W	Fluxo de energia radiante emitido por uma superfície de área, W/cm^2
ε	Constante de emissividade 0,978
σ	Constante de Stefan-Boltzmann, $5,673 \times 10^{-12}$ Watts K cm^{-2}
T	Temperatura absoluta cutânea, K
(x,y)	Em visão computacional o ponto (x,y) é conhecido como pixel (P icture e lement)
$f(x,y)$	Em visão computacional $f(x,y)$ é o nível de cinza (graylevel) do ponto (x,y)
t^*	Limiar ótimo (threshold) de uma imagem definido pelo método de Otsu
C_0, C_1	Classes de imagem
n_i	Número de pixels de uma imagem com nível de cinza i
n	Número total de pixels de uma imagem
P_i	Probabilidade de ocorrência do nível de cinza i
ω_0	Variância na classe C_0
ω_1	Variância na classe C_1
μ_0	Média da classe C_0
μ_1	Média da classe C_1
μ_T	Média total
μ_t	Média por classe
σ_w^2	Variância dentro da classe
σ_B^2	Variâncias entre as classes
σ_T^2	Variância total
y1	Limite superior de face segmentada em imagem
y2	Limite inferior de face segmentada em imagem
x1	Limite esquerdo de face segmentada em imagem
x2	Limite direito de face segmentada em imagem

h	Comprimento do limite superior y_1 da face até a parte inferior da imagem
E	Entropia [bits/pixel]
z_i	Valores de todas as intensidades possíveis de uma imagem
$p(z_k)$	Probabilidade do nível de intensidade z_k ocorrer em uma imagem
n_k	Número de vezes em que a intensidade z_k ocorre na imagem
$M \times N$	Número total de pixels
m	Intensidade média da imagem
σ^2	Variância de uma imagem
L	Litro
R^2	R-Square

SUMÁRIO

Conteúdo

INTRODUÇÃO.....	1
Objetivo	1
Motivação	2
Estrutura da dissertação	2
FUNDAMENTOS EM RECONHECIMENTO DE EMOÇÕES	3
1.1. Computação afetiva	3
1.2. O que é emoção?.....	4
1.3. Emoções e Expressões Faciais.....	5
1.4. Reconhecimento e Análise de Expressões Faciais	6
1.4.1. Sistema Shore.....	7
1.4.2. eMotion – Software de Reconhecimento de Emoções.....	8
1.5. Reconhecimento de Emoções em Imagens Térmicas.....	9
1.6. Termografia	11
REABILITAÇÃO ROBÓTICA DE MEMBROS SUPERIORES.....	13
2.1. Origem da Reabilitação Robótica	13
2.2. O que é um Robô?	14
2.3. Reabilitação robótica	15
2.3.1. Vantagens da Reabilitação Robótica.....	16
2.3.2. Robôs para reabilitação de membros superiores	17
2.4. Jogos sérios para Reabilitação	22

2.5. Sistema de Reabilitação Robótica de punho do Laboratório de Mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos - EESC.....	22
2.6. Jogo Sérico para Reabilitação Robótica de Punho.....	24
METODOLOGIA	27
3.1. Requisitos do Projeto.....	27
3.2. Visão Computacional	28
3.2.1. Aquisição de Imagens térmicas	29
3.2.2. Processamento de imagens	31
3.2.2.1. Pré-processamento	31
3.2.3. Segmentação	33
3.2.3.1. Segmentação por Limiarização (Thresholding Global)	33
3.2.3.2. Método de Otsu	34
3.2.3.3. Segmentação da face	35
3.2.3.4. Divisão da face em quatro regiões de interesse (ROI).....	37
3.2.4. Extração de características.....	38
3.2.4.1. Entropia.....	38
3.2.4.2. Variância local	39
3.2.5. Classificador	40
3.2.5.1. Classificador Supervisionado.....	40
3.2.5.2. Rede Neural.....	41
DESCRIÇÃO DOS EXPERIMENTOS E RESULTADOS	43
4.1. Emoções estudadas.....	44
4.2. Protocolo de testes.....	45
4.2.1. Cenário 1 de aquisição de expressões faciais estimuladas	45
4.2.2. Cenário 2 de aquisição de expressões espontâneas	46
4.3. Análise de dados.....	47
4.3.1. ANOVA.....	48
4.3.2. Rede Neural Artificial classificando Emoções	51
CONCLUSÕES	53
REFERÊNCIAS.....	55

INTRODUÇÃO

Objetivo

A análise do progresso do paciente que necessita de reabilitação terapêutica baseia-se na experiência do terapeuta e em informações fornecidas pelo próprio paciente, através de questionários a que são submetidos ao final das sessões, o que a caracteriza como subjetiva, pois o esforço empregado, o grau de dificuldade e a tolerância ao incômodo provocado ao realizar os exercícios variam de indivíduo a indivíduo. Assim, o emprego dos conceitos da robótica no processo de reabilitação terapêutica tem se tornado muito promissor ao apresentar uma proposta moderna e interativa.

A aplicação de abordagem robótica traz vários benefícios, sendo que as principais oportunidades são proporcionar aos usuários um ambiente motivador para executar os exercícios necessários para a restauração de sua qualidade de vida e aos terapeutas a obtenção, de forma automática, das métricas necessárias para avaliação do desempenho do paciente.

Além disso, a robótica favorece a aplicação conjunta de jogos sérios que proporcionam aos usuários uma interface agradável e prazerosa que estimula a sua participação e a descoberta efetiva de seus limites interagindo em tempo real, baseado em parâmetros fixados pelo terapeuta.

O envolvimento do usuário é provavelmente um dos mais importantes mecanismos pelos quais a terapia produz benefícios clínicos. Porém, a tarefa de identificar de forma automática a emoção dos pacientes durante a sessão de reabilitação robótica é um desafio.

Desta forma surgiram a motivação e o **objetivo principal** deste trabalho:

Aplicar conceitos de computação afetiva e visão computacional na reabilitação robótica com jogos para detectar a emoção do paciente e correlacionar com a taxa de adesão do usuário ao tratamento.

Em pesquisa a trabalhos realizados na área da computação afetiva que diz respeito à análise e identificação de emoções, encontramos a utilização de câmeras convencionais, dependentes de condições de iluminação corretas; métodos invasivos como eletrocardiogramas com a

utilização de eletrodos; muitos métodos subjetivos como utilização de questionários entre outros. Na busca por um método não invasivo e não verbal, as câmeras térmicas se mostraram promissoras. Muito utilizadas na área militar, nos anos atuais sua utilização está em livre expansão devido ao avanço tecnológico e consequente redução de preço dos equipamentos.

A partir da pesquisa foi verificada a possibilidade de utilização de uma câmera térmica e com a análise dos dados obtidos pela diferença de temperatura facial inferir emoções. Com isto, o **objetivo secundário** se delineou:

Avaliar a viabilidade da utilização de câmera térmica na mensuração das emoções de pacientes durante o tratamento em terapia robótica aliado a jogos sérios.

Motivação

A dificuldade em identificar emoções de pacientes em terapia de forma automática é um desafio e motivou a realização deste estudo que consiste em desenvolver um método que capture, identifique e classifique emoções de usuários de reabilitação robótica com jogos. O uso desta técnica permitirá no futuro oferecer aos terapeutas uma forma automatizada, não invasiva e não verbal de obter informações mais precisas de emoções dos pacientes para amparar suas decisões e acelerar o processo de reabilitação do usuário proporcionando seu rápido retorno às atividades cotidianas. Contando ainda com a oportunidade de ajudar a tornar a experiência da reabilitação robótica com jogos uma realidade ainda mais motivadora.

Estrutura da dissertação

O Capítulo 1 contém alguns conceitos pertinentes à multidisciplinaridade deste estudo. Primeiro é apresentada introdução sobre computação afetiva, definição de emoções e relação com expressões faciais. Em seguida breve descrição de métodos e emprego de técnicas de reconhecimento de expressões faciais em imagens convencionais e em imagens térmicas. O capítulo também abrange introdução à tecnologia infravermelha.

O Capítulo 2 introduz os conceitos da reabilitação robótica de membros superiores e apresenta alguns dispositivos desenvolvidos em pesquisas de diferentes Universidades internacionais. Em seguida, apresenta o sistema de reabilitação robótica de punho, desenvolvido pelo Grupo de Reabilitação Robótica do departamento de Engenharia Mecânica da Escola de Engenharia de São Carlos - USP. Também aborda a tecnologia de desenvolvimento de jogos sérios relacionados à área da saúde.

O Capítulo 3 descreve a metodologia utilizada neste trabalho de pesquisa, introduz conceitos de Visão Computacional e aborda a imagem térmica e sua utilização na classificação de emoções de indivíduos em terapia de reabilitação robótica.

Os resultados e discussão obtidos são apresentados no Capítulo 4 e o Capítulo 5 contém as conclusões, bem como sugestões e oportunidades de trabalhos futuros.

FUNDAMENTOS EM RECONHECIMENTO DE EMOÇÕES

“Estude a si mesmo, observando que o autoconhecimento traz humildade e sem humildade é impossível ser feliz.”

Allan Kardec

Este capítulo contém alguns conceitos pertinentes à multidisciplinaridade do estudo proposto por esta dissertação. Primeiro é apresentada introdução sobre computação afetiva, definição de emoções e expressões faciais; em seguida breve descrição de métodos e emprego de técnicas de reconhecimento de expressões faciais em imagens convencionais e imagens térmicas. O capítulo também contempla introdução à tecnologia infravermelha.

1.1. Computação afetiva

A introdução de emoções na ciência da computação foi feita por Rosalind W. Picard, que fundou o grupo de pesquisas em computação afetiva do MIT Media Lab e em 1997 publicou o livro *Affective Computing* (PICARD, 1997), que se tornou o marco do início da Computação que ficou conhecida como Computação Afetiva, em inglês “Affective Computing” (AC). AC foi considerada uma área emergente significativa com enorme potencial de investigação e um amplo espectro de aplicações.

Definição: computação afetiva é computação que está relacionada a, que surge de ou deliberadamente influencia as emoções (PICARD, 1997).

As áreas de interesse da Computação Afetiva são emoções na interação homem-computador (reconhecimento das emoções de usuários e expressão de emoções por máquinas, como exibido na fig. 1) e síntese de emoções (simulação de emoções em máquinas).

O principal objetivo da computação afetiva é desenvolver máquinas que interajam de maneira mais simpática, natural com seus usuários. Para exemplificar, podemos citar um robô de reabilitação que auxilia paciente a executar exercícios físicos com jogos computacionais e que detectando emoção do indivíduo, interage no processo tornando a experiência da terapia mais prazerosa e eficaz (APPEL et al., 2014; KOENIG et al., 2011).

Um sistema para ser considerado afetivo deve possuir a capacidade de detectar emoções, expressar emoções, ter emoções, como exemplificado na fig. 1.

Figura 1. Beijo dos robôs WALL-E e EVE no filme WALL-E de 2008 produzido pela Disney/Pixar.
Fonte – Disney Wiki (2014)

Pesquisa em computação afetiva combina engenharia e ciência da computação com psicologia, ciência cognitiva, neurociência, sociologia, educação, psicofisiologia e medicina, unindo uma diversidade de habilidades humanas na busca contínua por melhoria das experiências afetivas com tecnologia.

Segundo Luneski, Konstantinidis e Bamidis (2010), um dos campos de pesquisa mais significativos em AC é a relação entre emoções e saúde humana, tanto física quanto mental. Pode-se considerar que as três principais motivações para a pesquisa em AC são:

(1) Inter-relação entre emoções e saúde. A íntima conexão entre emoções e saúde tem sido estudada e relatada por médicos, psicólogos, filósofos e, mais recentemente, até mesmo por cientistas da computação e engenheiros.

(2) O uso crescente de computadores nas sociedades modernas e seu impacto sobre todas as facetas da vida humana. Na interação cotidiana com os computadores, as pessoas exibem emoções que em certos contextos podem influenciar a sua saúde.

(3) A disponibilidade e constante desenvolvimento de tecnologias que podem facilitar a aplicação de AC na esfera médica. Os sistemas de software existentes e os sensores de hardware podem ser usados no processo de monitoramento e reconhecimento de emoções para vários propósitos médicos.

Nesta sessão introduzimos e conceituamos Computação Afetiva, a seguir serão apresentadas algumas definições de emoção.

1.2. O que é emoção?

Emoções guiam nossas vidas diariamente, tomamos decisões dependendo se estamos felizes, tristes, bravos, entediados ou frustrados.

Embora cientistas discutam uma definição de emoção sem chegar a um consenso, eles concordam que emoção não é lógica, e que as emoções fortes prejudicam a tomada de decisão racional.

Existem várias definições de emoção, segundo diferentes autores. A seguir apresentamos uma pequena amostra:

- No dicionário inglês online emoção é qualquer forte agitação dos sentimentos acionados por experimentar o amor, ódio, medo, etc, geralmente acompanhada por certas mudanças fisiológicas, como aumento dos batimentos cardíacos ou a respiração, e frequentemente por manifestação ostensiva, como choro ou agitação. (DICTIONARY..., 2014).
- No dicionário inglês Oxford online: um estado instintivo natural da mente decorrente de uma circunstância, de humor, ou relacionamentos com outras pessoas (OXFORD..., 2014).
- No dicionário português Houaiss online: abalo moral ou afetivo; perturbação, geralmente passageira, provocada por algum fato que afeta o nosso espírito (boa ou má notícia, surpresa, perigo): a homenagem causou-lhe grande emoção (DICIONÁRIO..., 2014).
- No dicionário português Michaelis online: complexo estado moral que envolve modificações da respiração, circulação e secreções, bem como repercussões mentais de excitação ou depressão; nas emoções intensas as funções intelectuais deperecem ou se desorganizam. Comoção, abalo (sentido físico ou moral) (MICHAELIS..., 2014).
- No dicionário da Psicologia: “Diferentemente descrito e explicado por diferentes psicólogos, mas todos concordam que é um estado complexo do organismo, envolvendo mudanças corporais de natureza generalizada e, no lado mental, um estado de excitação ou perturbação, marcada por forte sentimento e, geralmente, um impulso em direção a uma forma definida de comportamento” (DREVER, 1952, p.80-81, tradução do autor).
- Segundo Scherer (2005), emoção é um episódio relativamente breve de resposta sincronizada para a maioria ou todos os seres vivos, para a avaliação de um evento interno ou externo, como sendo de maior importância.
- De acordo com Lazarus (1991), emoções são reações psicofisiológicas organizadas de acordo com novidades sobre relacionamentos em curso com o meio ambiente.
- Hockenbury e Hockenbury (2007) definem emoção como um estado psicológico que envolve três componentes distintos: uma experiência subjetiva, uma resposta psicológica e uma resposta comportamental ou expressiva.

Após a conceituação de emoção, vamos apresentar introdução sobre a relação de emoções e expressões faciais.

1.3. Emoções e Expressões Faciais

Expressão facial é uma forma de comunicação não verbal que permite ao indivíduo expressar suas emoções.

Dr. Paul Ekman é o psicólogo norte-americano pioneiro no estudo de emoções e suas relações com expressões faciais. Nos anos 70, Ekman, Friesen e Ellsworth (1972) propuseram a universalidade das expressões faciais relacionadas às emoções. Sua tese foi baseada em uma

série de experimentos realizados com diferentes culturas ao redor do mundo (EKMAN; FRIESEN, 1971). Revisão sobre a universalidade das expressões faciais e sua aceitação é apresentada por Russell (1994).

Ekman e Friesen (1978) desenvolveram o chamado Facial Action Coding System (FACS) para taxonomizar cada expressão facial humana. FACS é um sistema baseado na anatomia muscular facial para descrever todos os movimentos faciais observáveis para cada emoção. Cada componente do movimento facial é denominado uma unidade de ação ou “action unit” (AU) e cada expressão facial pode ser decomposta em AUs (EKMAN, 1982). Muitas pesquisas em visão computacional fazem uso das AUs para rastrear características faciais e posteriormente reconhecer expressões.

Na fig. 2 são apresentas as seis expressões faciais básicas sugeridas por Ekman (2012).

Figura 2. As seis expressões faciais básicas sugeridas por Ekman.
Fonte – Ekman, Friesen e Ellsworth (1972)

Bradley et al. (2003) sugere relação direta entre emoções e resposta autônoma, ou seja, segundo ele, emoções geram sinais involuntários no corpo humano, visíveis na face. Em outras palavras, existe relação entre emoções e informações fisiológicas mensuráveis como temperatura do corpo, pressão sanguínea, batimentos cardíacos, eletro encefalograma (EEG), eletrocardiograma (ECG), padrões respiratórios, características térmicas faciais.

Desde que faces são o ponto central da comunicação interpessoal, a pesquisa em reconhecimento de expressões se tornou um dos assuntos-chave da Interação Homem-Máquina (Human-Computer Interaction – HCI). HCI é a área de pesquisas em visão computacional que estuda como homens interagem com os computadores, como desenvolver sistemas de utilização mais fácil, rápida e produtiva (“user-friendly systems”).

Desta forma, a seguir apresentamos a utilidade bem como métodos mais comuns de pesquisas realizadas em reconhecimento de expressões faciais e reconhecimento de afeto.

1.4. Reconhecimento e Análise de Expressões Faciais

De acordo com Khan, Ward e Ingleby (2006), a literatura moderna em HCI aborda que o reconhecimento de expressões faciais encontra aplicações práticas em robôs de serviço, robôs médicos, diagnósticos médicos, nas investigações clínicas e nas criminais, sistemas de

segurança e também em detectar fadiga em motoristas de automóvel, pilotos de avião, operadores de máquinas pesadas, satisfação de consumidores ao testarem novos produtos ou softwares, entre muitas outras aplicações.

Soluções recentes para análise computacional de expressões faciais utilizam primeiro, para detectar faces, abordagens do tipo características geométricas (“geometric features”) (VALSTAR; GUNES; PANTIC, 2007), rastreamento de ACs, também técnicas focadas em características espaço temporais, e características Haar ou “Haar features” que são características de imagem digital usadas em reconhecimento de objetos (PAPAGEORGIOU; OREN; POGGIO, 1998). Viola e Jones (2001) desenvolveram um detector de faces em tempo-real muito robusto e eficiente que utiliza com sucesso as características Haar.

Em seguida, para análise da face detectada, soluções desenvolvidas na maioria das vezes empregam classificadores baseados em modelos de Markov - HMM (Hidden Markov Models), em Adaboost, Redes Neurais Artificiais entre outros. Estas abordagens são utilizadas tanto em projetos acadêmicos como em desenvolvimentos comerciais.

O desempenho deste tipo de sistemas é influenciado por alterações na iluminação ambiente, bem como pelo posicionamento da face. Para alcançar melhor exatidão, vários estudos associam medidas de sinais fisiológicos ao processo, como batimento cardíaco, frequência respiratória, temperatura corpórea, resposta galvânica da pele, características térmicas faciais.

Para informações mais detalhadas em abordagens e técnicas de análise automática de expressões faciais, refira-se à Fasel e Luetttin (2003); Lisetti e Schiano (2000) e Pantic e Rothkrantz (2000).

Nas sessões 1.4.1 e 1.4.2 estão descritos dois importantes exemplos de aplicações comerciais que detectam emoções em expressões faciais de vídeos contendo faces humanas e apresentam excelentes resultados em condições controladas.

Em seguida são apresentados estudos realizados em reconhecimento de expressões faciais através de imagens térmicas, que é o alvo desta dissertação.

1.4.1. Sistema Shore

O instituto alemão Fraunhofer desenvolveu um sofisticado aplicativo para detecção de faces e reconhecimento de diferentes níveis emocionais em imagens normais (fig. 3). O Shore™ é um acrônimo para Sophisticated High-Speed Object Recognition Engine.

As propriedades analisadas pelo sistema são:

- ☐ Posição da face, olhos, nariz e boca;
- ☐ Informação se olhos e boca estão abertos ou fechados;
- ☐ Classificação de sexo;
- ☐ Estimativa de idade em anos;
- ☐ Reconhecimento da expressão facial (feliz, surpreso, bravo ou triste);

Informação detalhada de pesquisa, forma de implementação e resultados podem ser obtidas no capítulo “Face Detection with the Sophisticated High-speed Object Recognition Engine (SHORE)” do livro “Circuits, Systems and Applications” (RUF; ERNST; KÜBLBECK, 2011).

Figura 3. Shore™ aplicativo alemão do Instituto Fraunhofer(IIS) para detecção de faces e reconhecimento de diferentes níveis emocionais¹.
Fonte – Fraunhofer Institute for Integrated Circuits

1.4.2. eMotion – Software de Reconhecimento de Emoções

Software de reconhecimento de emoções (eMotion), apresentado na fig. 4, é um sistema capaz de analisar em tempo real expressões faciais humanas de vídeos digitais. Baseado em conteúdo visual digital, categorias de emoções são reconhecidas (feliz, surpresa, medo, raiva e desgosto). O sistema opera em tempo real e roda em computador PC com webcam. Pontos fracos são alterações na iluminação ambiente, movimentos da cabeça e face parcialmente oculta.

Segundo Azcarate et al. (2005), o sistema, que utiliza um detector de faces do tipo Haar para primeiro localizar na imagem a face humana, é baseado nos dados obtidos com a deformação dos volumes de Bézier ou “Piecewise Bézier Volume Deformation” (PBVD) e utiliza os classificadores “Naive Bayes” e Tree-Augmented-Naive Bayes (TAN).

Figura 4. Software de Reconhecimento de Emoções – eMotion.
Fonte – Visual recognition (2014)

¹ Para testar o programa Fraunhofer Facedetect, download está disponível no seguinte endereço eletrônico:
<http://www.iis.fraunhofer.de/en/bf/bsy/download/shore/terms.html>

1.5. Reconhecimento de Emoções em Imagens Térmicas

Merla et al. (2004) relata que imagem térmica infravermelha é uma potencial solução para monitorar sinais térmicos de atividade do SNA simpático de forma não invasiva.

Reconhecimento de emoções em imagens convencionais, como exposto anteriormente, encontra problemas com relação à iluminação e posicionamento da face. Para melhorar o desempenho desse tipo de sistema, usualmente aliam-se medidas de parâmetros do sistema nervoso autônomo (SNA) simpático como temperatura corpórea, ritmos cardíaco e respiratório, expressões faciais etc. A tecnologia clássica para monitorar atividade do SNA é considerada invasiva, pois requer contato de sensores ou dispositivos com o usuário e o tempo necessário para a avaliação não é curto, o que demanda muita colaboração do indivíduo participante.

Desta forma a tecnologia de imagem térmica infravermelha encontrou seu espaço e mediante o avanço tecnológico que possibilitou a redução de preços das câmeras térmicas, sua utilização está em livre expansão. Em meados do século 20 a tecnologia térmica infravermelha era restrita a uso militar, usada em imagens aéreas para detectar presença humana à distância.

Esta tecnologia, na medida de parâmetros do SNA, mostra versatilidade, pois permite a gravação de transpiração (PAVLIDIS et al., 2012), variação de temperatura cutânea e subcutânea (KHAN, WARD E INGLEBY, 2004; 2006; 2009; MERLA et al., 2004; WANG; SHEN; LIU, 2012), fluxo sanguíneo (PURI et al., 2005) e pulso cardíaco (GARBEY et al., 2007).

Imagens infravermelhas refletem a distribuição de temperatura das ramificações das veias da face e vários estudos demonstraram que a informação térmica facial está relacionada com emoções humanas, como exemplo estão os trabalhos de Genno et al. (1997); Khan, Ward e Ingleby (2004; 2006; 2009). O reconhecimento de emoções a partir de imagens térmicas se concentra em mudanças de distribuição térmica sobre os músculos faciais e os vasos sanguíneos, causadas pela variação de emoção.

Nesta direção, Khan, Ward e Ingleby (2006; 2009) propuseram uma classificação de expressões faciais provocadas e espontâneas de estados afetivos positivos e negativos demonstrando que imagens térmicas são úteis para observar variações térmicas faciais específicas de estados afetivos. Em outra pesquisa, Khan, Ward e Ingleby (2004) investigaram testes multivariados e análise discriminante linear nos valores térmicos de intensidade para classificação de expressões faciais intencionais.

Para reconhecimento de expressões faciais, Wang, Lv e Wang (2008) utilizaram transformada de wavelet e anos depois Wang, Shen e Liu (2012) fizeram uso de diferença de temperatura por votação. Nesta referência a técnica adotada para segmentação da face na imagem térmica requer primeiro marcação de pontos na imagem (ponta do nariz e pupilas) de forma manual, o que torna o processo menos interessante no sentido de processamento rápido da informação. Por esta razão não o reproduzimos em nossos experimentos.

Hernández et al. (2007) empregaram classificador do tipo máquinas de vetores suporte ou “support vector machine” (SVM) para reconhecimento de expressões faciais usando matrizes de co-ocorrência em níveis de cinza (GLCM), baseado em descritores em imagens térmicas.

Análise de imagens térmicas também tem sido utilizada para avaliar sensação de estresse. Puri et al. (2005) encontraram uma correlação entre estresse e o aumento do fluxo sanguíneo na veia frontal da testa que pode ser monitorada através de imagens térmicas.

Pavlidis e Levine (2002) desenvolveram uma análise de imagens térmicas como um método promissor de aumento da taxa de sucesso em testes de polígrafos, um método muito utilizado para detecção de mentira em interrogatórios criminais.

Pavlidis, Levine e Baukol (2000) propuseram um conceito para detecção de ansiedade útil em ambientes militares críticos para detectar suspeitos envolvidos em atividades ilegais.

Para extrair informação de natureza afetiva das imagens térmicas, a técnica de definição de regiões de interesse (ROI) é utilizada. Regiões da face em que observações são baseadas: nariz, testa, região dos olhos e área entre o nariz e a boca (IOANNOU; GALLESE; MERLA, 2014).

Na figura 5 é apresentada ilustração das contribuições mais relevantes para o processo de reconhecimento de expressões faciais em imagens térmicas.

Figura 5. Representação gráfica do estado da arte em reconhecimento de expressões faciais em imagens térmicas

Respostas térmicas cutâneas a estímulos externos resultam em pequenas variações de temperatura das ROI, o que requer cuidados e procedimentos rígidos na execução de experimentos. Em primeiro lugar, é muito importante ter certeza que a variação de temperatura observada no voluntário não é decorrente de fatores ambientais. Por isso, o ambiente na sala de experimentos deve ser controlado, os experimentos devem ser realizados sempre no mesmo período do dia e na mesma estação do ano. Ainda com relação à sala, o local não deve possuir fontes de calor, como monitores de computador próximo ao voluntário, janelas com sol incidindo diretamente, portas abertas permitindo troca de calor com ambiente externo.

Com relação ao participante, protocolo referente à preparação do voluntário deve ser rigorosamente seguido. Indivíduo deve permanecer na sala por 10 a 20 minutos para climatização. Deve-se perguntar se no dia ele sofreu algum fator de estresse para analisar se o ocorrido inviabiliza sua participação. A distância da câmera térmica ao participante deve ser sempre a mesma, de acordo com as especificações do experimento.

Após esta explanação sobre reconhecimento de emoção a partir de imagens térmicas, apresenta-se a seguir uma introdução à teoria da termografia.

1.6. Termografia

Termografia infravermelha é a tecnologia que permite ver a energia térmica ou calor, ou melhor, tecnologia para produção de imagem da luz infravermelha, invisível para nossos olhos, emitidas de objetos devido às suas condições térmicas. Energia térmica ou infravermelha é parte do espectro eletromagnético e se comporta de forma similar à luz visível, ela viaja no espaço na velocidade da luz e pode ser refletida, refratada, absorvida e emitida.

Energia térmica ou infravermelha é luz não visível. O olho humano não consegue detectar a energia térmica, pois seu comprimento de onda é longo, uma ordem de magnitude maior que a luz visível. Esta energia é percebida pela pele humana como sensação de calor por meio de termo receptores. Todo material com temperatura acima de $-273,16^{\circ}\text{C}$ (zero absoluto) emite calor, até os objetos mais frios, como exemplo gelo, tem emissão de luz infravermelha.

Outras formas comuns de radiação eletromagnética são ondas de rádio, ultravioleta e raio-x. Radiação eletromagnética é categorizada por comprimento de onda ou frequência. Estações de rádio são identificadas por frequência, kHz ou MHz. Sistema e detectores infravermelhos são categorizados por comprimento de onda. A unidade de medida é o micrômetro (μm), um submúltiplo do metro. É igual a um milionésimo de metro ($1 \times 10^{-6} \text{ m}$) ou a milésima parte do milímetro. Um sistema que detecta radiação entre 8 e $12 \mu\text{m}$ é chamado de ondas longas e um sistema que detecta radiação entre 3 e $5 \mu\text{m}$ é chamado de ondas curtas. A parte visível do espectro eletromagnético está entre 0,4 e $0,75 \mu\text{m}$. O ser humano pode ver cores por causa da sua capacidade em distinguir diferentes comprimentos de ondas, como podemos visualizar na representação do espectro de luz da fig. 6.

Figura 6. Representação do espectro de luz.

O corpo humano brilha de forma invisível como uma fonte de luz com intensidade próxima de 120W (BRIOSCHI, 2011). Lei de Stefan-Boltzmann foi descoberta pelo físico austríaco Joseph Stefan (1835-1893) e deduzida teoricamente pelo físico também austríaco Ludwig Eduard Boltzmann (1844-1906). Segundo esta lei, os valores de energia estão correlacionados à temperatura:

$$W = \varepsilon \sigma T^4, \quad (1.1)$$

em que:

W é o fluxo de energia radiante emitido por uma superfície de área, W/cm^2 ;

ε é a emissividade;

σ é a constante de Stefan-Boltzmann, $5,673 \times 10^{-12} \text{ Watts K cm}^{-2}$;

T é a temperatura absoluta cutânea, K.

É possível fazer medições de temperatura a partir de medições de energia emitida, dado que a energia total emitida por um corpo por unidade de tempo é diretamente proporcional à área do objeto, à emissividade e à temperatura absoluta elevada à quarta potência (T^4).

Câmeras térmicas modernas podem medir as temperaturas de qualquer objeto à distância e gerar imagens coloridas que demonstram a interpretação dos padrões térmicos. Uma imagem produzida por câmera térmica é chamada imagem térmica, termografia ou termograma. Na fig.7 é apresentado termograma de face humana.

Figura 7. Imagem térmica colorida da face de uma pessoa coletada em nossos experimentos.

REABILITAÇÃO ROBÓTICA DE MEMBROS SUPERIORES

"O que agora é comprovado foi um dia imaginado."
William Blake

Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica do tema reabilitação robótica de membros superiores. É apresentado um relato sobre a origem da Reabilitação Robótica, suas características, os principais dispositivos disponíveis nas clínicas e laboratórios de pesquisa, entre eles o sistema desenvolvido pelo grupo de Pesquisas em Reabilitação Robótica da Engenharia Mecatrônica da USP São Carlos. O capítulo também aborda a importância da utilização de jogos no processo da reabilitação robótica.

2.1. Origem da Reabilitação Robótica

A reabilitação clássica ou tradicional é a área da fisioterapia amplamente difundida que utiliza técnicas específicas sejam elas manuais ou mecânicas aliadas a exercícios funcionais para promover o estímulo necessário, favorecer a busca do equilíbrio e devolver uma funcionalidade que foi alterada momentaneamente causada por acidentes, doenças, envelhecimento entre outras, e preparar o paciente para restabelecer suas atividades cotidianas.

Os procedimentos para reabilitação têm natureza repetitiva. A repetição tende a diminuir a motivação do paciente tanto que, quando se fala em reabilitação, o primeiro adjetivo lembrado é “tédio” (BURDEA, 2002).

Uma segunda característica seria a predominância de dispositivos mecânicos básicos sem nenhum monitoramento informatizado, o que não proporciona armazenar dados para análises (BURDEA, 2002). Desta forma, a coleta de dados para avaliação de desempenho tem sido

feita manualmente, lenta e sujeita a erros, o que torna subjetiva a avaliação de desempenho do paciente. Se existe prescrição de exercícios a serem feitos em casa, esta parte da terapia não terá nenhum monitoramento.

Outra característica é que as sessões de reabilitação requerem intenso contato do terapeuta com o paciente durante todo tempo de retreinamento. Isso torna o processo muito custoso tanto para os sistemas de saúde quanto para os pacientes.

Do ponto de vista do terapeuta, estratégias de reabilitação convencionais podem resultar em lesões por esforços repetitivos e fadiga para estes profissionais. Além disso, a duração de terapias convencionais é frequentemente curta reduzindo o número de resultados satisfatórios de reabilitação.

Do ponto de vista do paciente, muitos necessitam se deslocar periodicamente até os centros de reabilitação que em sua maioria se encontram distantes de onde residem.

Segundo Krebs et al. (2003), esta situação da dependência do terapeuta e a escassez de dados confiáveis para análise de desempenho geraram a necessidade e a oportunidade para implementação de tecnologias como a robótica para auxiliar no processo de recuperação.

2.2. O que é um Robô?

Segundo Robertson, Jarrassé e Roby-Brami (2010), um robô é uma máquina capaz de se adaptar ao ambiente e atuar ampliando habilidades humanas ou substituindo o homem em algumas atividades, como por exemplo, atividade que apresenta perigo ou dano à integridade física. É composto de uma estrutura mecânica constituída por um ou vários mecanismos com certo número de graus de liberdade motorizados, o que dá ao robô a capacidade de executar movimentos de translação ou rotação ao longo de um eixo no espaço.

Em geral, um robô é equipado com sensores de força, posição, temperatura, velocidade entre outros, que fornecem informações sobre o seu próprio estado bem como sobre o seu ambiente, possibilitando assim realizar uma tarefa corretamente. Possui dois tipos de sistemas eletrônicos, um sistema de energia para suprir e controlar os atuadores e sensores, um sistema de processamento de sinais para interpretar as informações dos sensores e gerar comandos de forma adequada. Os sistemas eletrônicos são controlados por programas que constituem a inteligência do robô, isto é, coordenam como realizar a tarefa e como reagir às mudanças no ambiente. Na fig. 8 é exibido o moderno robô NAO que possui capacidade de reconhecer e imitar movimentos de seres humanos.

Figura 8. NAO: robô tem a capacidade de reconhecer e imitar movimentos de seres humanos.
Fonte – Wikimedia Commons (2014)

Os sistemas robóticos utilizados na reabilitação são chamados de cooperativos, pois existe contato físico entre o robô e o indivíduo. Como exemplo, na fig. 9 é apresentado paciente com o braço esquerdo acoplado ao robô de reabilitação do braço de nome InMotion Arm da empresa americana Interactive Motion Technologies Inc.

Figura 9. Robô de reabilitação do braço InMotion Arm da empresa Interactive Motion Technologies Inc.
Fonte – Brow (2010).

2.3.Reabilitação robótica

A crescente e constante evolução da tecnologia eletrônica e mecatrônica aliada a uma mudança dos usos anteriores da robótica permitiu, a partir dos anos 1990, que fosse aberto um caminho inovador nas pesquisas acadêmicas. O desenvolvimento de dispositivos para interação homem-máquina de forma segura, destinados a fornecer terapia para auxiliar o processo clínico de recuperação funcional de indivíduos com deficiências resultou em um novo olhar no processo de reabilitação terapêutica.

Os dispositivos criados foram além da simples mecanização do processo terapêutico. Trouxeram consigo a possibilidade de avaliar o desempenho dos pacientes com a obtenção de dados para análise. Isso possibilitou melhorar a produtividade dos terapeutas e promover motivação do paciente com a introdução de um ambiente inovador e estimulante criado pelo uso de jogos sérios de computador.

Um robô de reabilitação deve ser projetado para cooperar fisicamente com humanos, fazer medidas e reagir de forma imediata às ações do paciente de acordo com parâmetros previamente registrados conforme prescrição médica.

A integração de um robô com jogos em um cenário de reabilitação definiu uma abordagem promissora ao oferecer sessões em um ambiente de reeducação física mais estimulante e semi-autônomo (KREBS et al., 2008).

Além disso, o robô é sensível aos movimentos realizados pelo paciente e responde de forma interativa e contínua ao progresso realizado ao longo da sessão e no decorrer do tratamento. Quando o paciente não tem capacidade para efetuar a execução do movimento proposto pelo exercício, o robô auxilia executando o movimento de forma suave estimulando o reaprendizado. O robô também possui a funcionalidade de servir como um guia quando o problema está relacionado à falta de coordenação, permitindo que o paciente continue a sessão de terapia com a garantia de que os exercícios estão sendo realizados de forma correta. A partir do momento que o paciente obtém controle sobre seus movimentos, o robô altera a função de assistência para resistência, oferecendo aumento do nível de dificuldade do exercício gerando ganho de tônus muscular, sempre de acordo com o plano traçado pelo terapeuta. Todos os

dados obtidos no processo são armazenados em banco de dados, permitindo análise de desempenho e progresso a qualquer tempo.

A American Heart Association (AHA) reconhece e recomenda a reabilitação robótica para membros superiores em populações com sequelas de AVE crônico. Recomendação da AHA foi publicada em 2010, apontando a mais alta avaliação (Nível A) para pacientes internados e ambulatoriais: “Terapia assistida por robôs oferece a quantidade de prática motora necessária para os pacientes reaprenderem habilidades motoras com menos assistência terapêutica. A maioria dos robôs para reabilitação motora, não só permite a assistência robótica na iniciação e orientação do movimento, mas também fornece análise de desempenho precisa; alguns robôs adicionalmente proporcionam resistência ao movimento. A maioria dos ensaios de reabilitação motora assistida por robô diz respeito a membros superiores, sendo que a pesquisa robótica para membros inferiores está em fase inicial. Terapia assistida por robôs de membros superiores, entretanto, pode melhorar funções motoras durante o período de internação pós AVE” (MILLER et al., 2010).

Esta recomendação foi reforçada em 2010 uma vez que as diretrizes do “Veterans Administration” (VA) and “Department of Defense” (DoD) de 2010 para tratamento do AVE chegaram à mesma conclusão sobre o uso de robôs de reabilitação para membros superiores. Para membros inferiores a VA/DoD afirmou que ainda não existem dados suficientes que suportem o uso de dispositivos robóticos durante o treino de marcha em pacientes pós AVE.

2.3.1. Vantagens da Reabilitação Robótica

A reabilitação robótica apresenta algumas vantagens em relação à abordagem tradicional sendo que a primeira a ser descrita é a possibilidade de armazenar dados e realizar análises objetivas mediante medidas de força, posição, velocidade. A partir destes dados é possível a avaliação de desempenho do paciente através de representações em gráficos e tabelas estatísticas demonstrando ao longo do tempo a evolução obtida, de forma visual e automática. O terapeuta pode verificar o desempenho do paciente de forma remota e fazer alterações na prescrição para potencializar a curva de melhora. Por outro lado, o próprio paciente tem condições de verificar seu desempenho e se motivar com indicações de melhora.

A segunda vantagem apresentada por este modelo é a programação de parâmetros de acordo com a prescrição de exercícios individuais indicada pelo terapeuta possibilitando que cada paciente realize um tratamento de forma personalizada. Entre outras vantagens, pode-se destacar a independência oferecida pelo uso desta modalidade. Para o paciente, como item de destaque, efetuar os exercícios de reabilitação sem a presença constante do terapeuta deve desonerar o processo. Do ponto de vista do terapeuta, vários pacientes podem ser atendidos no mesmo espaço de tempo, pois sua presença será necessária de forma integral nas primeiras consultas para definição do tratamento e nas consultas de avaliação periódica; e atuações pontuais durante as sessões para interação com o paciente, acompanhamento e correção de possíveis desvios no tratamento proposto, maximizando o tempo disponibilizado de trabalho utilizado no tratamento.

Também é importante observar a garantia de qualidade oferecida pelo processo, que uma vez definido, apresenta variações mínimas mesmo considerando terapeutas diferentes. As sessões de treinamento deixam de ser influenciadas pelo cansaço ou estado emocional do terapeuta (CAURIN et al., 2011).

Importante vantagem presente em todas as formas de reabilitação robótica com jogos de computador é a interatividade, o que promove motivação ao paciente. A abordagem de jogos proporciona um ambiente de competitividade, o jogo fornece recompensas visuais e auditivas tais como mensagens encorajadoras e estimulantes de “muito bem”, “parabéns”, bem como apresentação de crescente pontuação indicando o sucesso do paciente no jogo. Desta forma os usuários são motivados a se exercitar, ou seja, eles se recuperam ao mesmo tempo em que se divertem com o jogo. É possível o paciente competir com o computador ou, segundo proposto por (ANDRADE et al., 2013), pacientes podem competir entre eles pela web.

2.3.2. Robôs para reabilitação de membros superiores

Existem duas principais categorias de dispositivos robóticos para reabilitação, a de membros superiores e a de membros inferiores. Este trabalho está focado na categoria de membros superiores. Como em qualquer campo de pesquisa emergente, existe uma grande quantidade de novos desenvolvimentos de robôs para reabilitação de membros superiores que podem ser classificados em exoesqueletos (Armin) e manipuladores articulados (MIT-Manus, NeReBot, Bi-Manu-Track, Amadeo).

Exoesqueleto é um conceito da Biologia, que classifica os animais em artrópodos (exoesqueleto) ou vertebrados (endoesqueleto). A diferença está entre ter o esqueleto externo ou interno. Um exemplo de animal artrópode é o caracol (LIMA, 2014).

A seguir é apresentada pequena amostragem de desenvolvimentos acadêmicos e comerciais de robôs de reabilitação. Não se tem a pretensão de abranger toda a tecnologia, pois existem muitas iniciativas ao redor do mundo neste sentido.

Exemplo e descrição de um exoesqueleto robótico de membro superior:

- a) Armin (comercialmente conhecido como Arneo-Power - fig. 9);

Figura 10. Exoesqueleto robótico Armin.
Fonte – Robotland (2014)

Professores Robert Riener, Tobias Nef e Alexander Duschau-Wicke, da universidade ETH de Zurich, Suíça, desenvolveram e comercializam o "ARMin: Robot-Assisted Neurorehabilitation of the Arm". ARMin é um robô exoesqueleto de reabilitação do braço que fornece terapia intensiva a pacientes que sofreram AVE ou lesões na medula espinhal e necessitam que o cérebro recupere funções críticas (NEF; MIHELJ; RIENER, 2007).

Armin foi amplamente testado com pacientes no Hospital Universitário Balgrist em Zurique, na Suíça. Empresa suíça Hocoma, líder em terapia de reabilitação robótica para

distúrbios neurológico do movimento, fornece o sistema Armin denominado ArmeoPower, primeiro braço robótico exoesqueleto comercialmente disponível do mundo para neurorreabilitação.

O Armeo®Power é um dispositivo para exercícios de reabilitação que permite a reabilitação precoce de habilidades motoras e fornece um inteligente suporte de braço em um grande espaço de trabalho 3D. Como parte do conceito de terapia Armeo, o ArmeoPower foi projetado para pessoas que sofreram AVE, lesões cerebrais traumáticas ou outros distúrbios neurológicos, resultando em comprometimento do braço e mão.

Alguns exemplos e descrições de Manipuladores articulados:

a) MIT-Manus:

MIT-MANUS é um robô de reabilitação introduzido nos anos 1990 como um banco de ensaio para estudos do potencial da utilização de robôs para auxiliar e quantificar a neuro-reabilitação da função motora, especialmente projetado e desenvolvido no Newman Laboratório de Biomecânica e Reabilitação Humana para aplicações neurológicas clínicas (HOGAN et al., 1994; KREBS et al., 1998). É capaz de mover-se suavemente e rapidamente responder às ações do paciente, pois seu sistema mecânico foi projetado com uma inerentemente baixa impedância nas extremidades e com extremamente baixas inércia e fricção (HOGAN, 1985). Por estas características ele vem sendo utilizado com segurança no contato físico direto com pacientes.

MIT-MANUS é um robô com dois graus de liberdade (fig. 11) que proporciona aos pacientes exercitarem as extremidades dos membros superiores mediante uma série de jogos. O projeto deste robô foi concluído em 1991 e foi baseado no robô SCARA (selective compliance assembly robot arm). Resultados de testes clínicos envolvendo a versão comercial do MIT-MANUS mostram estatisticamente que houve uma melhoria significativa na disfunção do ombro e cotovelo (KREBS et al., 1999).

Figura 11. Versão comercial do MIT-MANUS.
Fonte - Interactive Motion Technologies (2014)

Na fig. 12 é apresentada imagem do Braccio-di-Ferro, robô muito parecido com o MIT-MANUS (CASADIO et al., 2006).

Figura 12. Robô de reabilitação Braccio-di-Ferro.
Fonte – Physioassistant “Bracciodiferro” (2014)

b) InMotion Wrist

InMotion-Wrist é um robô de reabilitação do punho que reproduz a amplitude de movimento de um pulso normal em tarefas diárias (Flexão / extensão de 60° / 60°; Abdução / adução 30° / 45°; Pronação / supinação 70° / 70°) (KREBS et al., 2007).

Ensaio clínicos independentes têm mostrado que a neuro reabilitação é mais eficaz na redução de perdas e melhoria funcional mesmo em pacientes crônicos severamente prejudicados.

Uma visão geral de uma sessão de terapia robótica com o InMotion Wrist (fig. 13) começa com o terapeuta selecionando o protocolo de tratamento apropriado. Em seguida, o robô solicita ao paciente iniciar o movimento e este faz uma tentativa. A todo tempo o robô detecta os movimentos do paciente e oferece contínua adaptação em tempo real assegurando que o movimento seja completado com sucesso. Durante a sessão o robô fornece ao paciente acompanhamento de seu desempenho e ao final da sessão resultado para o terapeuta. Analisando os dados, o terapeuta objetivamente planeja próximos passos.

Figura 13. Imagens do Inmotion-Wrist.
Fonte - Interactive Motion Technologies (2014a)

c) NeReBot;

NeReBot (fig. 14) é um robô de 3 graus de liberdade baseado em cabos, projetado para o tratamento de membro superiores comprometidos pós-AVE. A armação do robô consiste de uma base em forma de C equipada com rodízios e uma coluna central, de seção quadrada. No topo da coluna, 3 braços de alumínio suportam 3 cabos de nylon, que estão ligados de um lado a 3 motores de corrente contínua e do outro lado a uma órtese rígida que apóia o braço do paciente. A pessoa encontra-se em decúbito dorsal na cama ou se senta em uma cadeira de rodas durante o treinamento de reabilitação. O NeReBot é programado para executar movimentos repetitivos (flexão e extensão, adução e abdução, pronação e supinação, circulares) do membro superior (ombro e cotovelo), através da simulação de uma terapia de mão sobre a mão com diferenças imperceptíveis na experiência sensório-motora do paciente (MASIERO et al., 2007).

Figura 14. Imagem do robô NeReBot.
Fonte – ROSSI (2009)

d) Bi-Manu-Trak

O robô Bi-Manu-Trak (fig. 15) foi projetado e desenvolvido no Laboratório de Pesquisa em Neuroreabilitação na Klinik Berlin / Charité University Hospital para tratar indivíduos severamente afetados por AVE, que não possuem atividade voluntária das partes distais (dedos e pulso). O Bi-Manu-Trak permite treinamento bilateral de dois ciclos de movimento distal, é um dispositivo robótico que oferece diferentes modos de posição e controle de conformidade para a terapia de membros superiores (HESSE; SCHMIDT; WERNER, 2005).

Figura 15. Imagem do robô Bi-Manu-Trak.
Fonte – Schmidt (2007)

e) Kinarm End-Point robot (1999)

Kinarm End-Point robot (fig. 16) é um robô de reabilitação de membros superiores que tem como base um manipulador planar, bi manual, de duas dimensões, otimizado para aprendizado dinâmico (HOWARD; INGRAM; WOLPERT, 2009).

Figura 16. Imagem do robô Kinarm End-Point.
Fonte – B.Kin Technologies (2014)|

Outros robôs de membros superiores disponíveis são o Active Joint Brace exoskeleton-AJB, comercialmente conhecido como Myomo e-100 (STEIN et al., 2007); o RiceWrist (GUPTA et al., 2008); o robô Amadeo comercializado pela Tyromotion (STEIN et al., 2011); o dispositivo com 3 graus de liberdade Hand Wrist Assistive Rehabilitation Device - HWARD (Takahashi et al., 2008); interface robótica para treinar função das mãos e dedos HandCare (DOVAT et al., 2008); e MIT Hand Module (MASIA et al., 2007).

2.4.Jogos sérios para Reabilitação

Dicionários definem jogo como uma competição física ou mental, interpretado de acordo com regras específicas, com o objetivo de divertir ou recompensar os participantes. Mais especificamente, a definição de videogame é o jogo onde os participantes são desafiados pelo computador, ou jogam contra o computador.

Zyda (2005, p.1, tradução do autor) propõe a seguinte definição: “videogame é uma competição mental, jogado com um computador de acordo com certas regras para diversão ou recreação.”

O desenvolvimento de uma ciência de jogos abriu um enorme potencial para a aplicação mais ampla de jogos em espaços governamentais e corporativos. Como exemplo, podem ser citados jogos voltados para educação, treinamento, saúde, comunicação, entre outros (ZYDA, 2005). Este tipo de jogo recebeu o nome de jogo sério ou em inglês “serious game”.

Desta forma, Zyda (2005, p.2, tradução do autor) propôs uma definição para jogo sério: “uma disputa mental, jogo com um computador de acordo com regras específicas, que usa entretenimento para promover treinamento corporativo ou governamental, educação, saúde, políticas públicas e objetivos de comunicação estratégica.

A Reabilitação Robótica utiliza jogos sérios computacionais com o objetivo de oferecer aos usuários uma experiência verdadeiramente interativa, que gera um alto nível de motivação nos pacientes (CAURIN et al., 2011). Este tipo de jogo é classificado como sério, pois sua principal finalidade não é proporcionar diversão ao usuário e sim estimular uma experiência de imersão, motivando o paciente a fazer a sequência de exercícios prescrita pelo terapeuta de forma atrativa e prazerosa.

Como mencionado anteriormente, a abordagem de jogos proporciona um ambiente de competitividade, fornece recompensas visuais e auditivas, bem como apresenta crescente pontuação indicando o sucesso. O jogo aliado à reabilitação robótica fornece formas de avaliação quantitativa do progresso dos pacientes no tratamento.

2.5.Sistema de Reabilitação Robótica de punho do Laboratório de Mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos - EESC

O protótipo atual do sistema do nosso grupo de trabalho foi projetado para a reabilitação da função do pulso para pacientes que sofreram um acidente vascular encefálico (AVE) ou um acidente automobilístico. Dois indivíduos estão inseridos no contexto como exibido na fig. 17, o paciente e o terapeuta. O paciente faz uso do dispositivo robótico para executar os exercícios de forma interativa com o ambiente virtual proporcionado pelo jogo, que tem como principal função motivar o paciente.

Figura 17. Visão geral do nosso sistema robótico de reabilitação.

Fonte - Adaptado de Moretti, Andrade e Caurin (2013)

O jogo e seus parâmetros são configurados de acordo com exercícios prescritos pelo terapeuta, que suporta todo o processo. Quando o robô detecta que o paciente não é capaz de continuar o movimento do pulso, ele interage gradualmente, estimulando o paciente a concluir o exercício. Quando o paciente torna-se apto a desempenhar os exercícios em sua totalidade o robô oferece resistência e o paciente passa a ganhar tônus muscular.

Durante sua execução, o jogo recebe dados do dispositivo robótico, utiliza-os de acordo com sua lógica de programação e os armazena em base de dados. Desta forma, futuras consultas aos dados estatísticos de desempenho do paciente são possíveis.

O dispositivo robótico apresentado na fig. 18, desenvolvido pelo grupo de mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos, oferece portabilidade, ou seja, permite ao usuário realizar os exercícios de reabilitação em casa, evitando o deslocamento até hospitais ou clínicas (ANDRADE et al., 2013). Este dispositivo oferece um grau de liberdade para movimentos de flexão e extensão. De acordo com Krebs et al. (2007), o dispositivo oferecer mais que um grau de liberdade não implica em melhorias significativas.

O dispositivo é constituído por um suporte de antebraço palmar Axilo Palmar Salvape® Lite Supp. e uma alça estabilizadora para a mão. Os movimentos são realizados de forma passiva e ativa. Um servomotor de corrente contínua da Maxon Motors está acoplado à articulação do robô. Um encoder acoplado ao servomotor mede o ângulo da articulação. Diferentes formas de controle do motor são implementadas por um servodriver modelo EPOS 24/5 (do mesmo fabricante), como a posição angular do motor, a velocidade e a corrente. As grandezas desejadas do controlador (comandos) podem ser transmitidas ao servodriver através de entradas analógicas ou digitais, interface serial ou rede industrial CAN/CANopen (ANDRADE et al., 2013).

Figura 18. Dispositivo robótico desenvolvido pelo Grupo de Mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos.
Fonte - Andrade et al. (2013)

2.6. Jogo Sério para Reabilitação Robótica de Punho

A versão atual do jogo em desenvolvimento no laboratório da EESC tem como alvo a reabilitação de punho. O jogo trabalha o movimento flexão/extensão do punho através de um cenário, exibido na fig. 19, onde nozes caem de árvores e devem ser apanhadas pelo personagem do jogo que é movido pelo comando de um *joystick*, parte do robô de um grau de liberdade, acoplado à mão do paciente como apresentado na fig. 20. Um placar funciona como alvo a ser atingido dentro do tempo de jogo e faz parte dos componentes de estímulo do jogo.

As figuras 19 e 20 exibem o ambiente experimental onde o voluntário utiliza o dispositivo robótico acoplado a seu antebraço para efetuar sessão de terapia com jogo computacional. Enquanto o paciente faz os exercícios propostos pelo jogo, sua face é filmada por câmera térmica.

Figura 19. Ambiente experimental – monitor principal apresenta o jogo (tela em verde). No monitor secundário observa-se imagem térmica da face do voluntário.

Figura 20. Ambiente experimental – robô de punho, jogo sério computacional (tela em verde), aquisição de imagens com câmera térmica (exibido no monitor à direita e acima).

METODOLOGIA

"A mente que se abre a uma nova ideia, jamais voltará ao seu tamanho original."
Albert Einstein

Este capítulo contempla a metodologia utilizada no desenvolvimento do sistema de Visão Computacional proposto por esta dissertação. No decorrer de cada funcionalidade do sistema de Visão, uma explanação teórica foi acrescentada.

3.1. Requisitos do Projeto

No contexto da avaliação do envolvimento dos pacientes submetidos à reabilitação, a maioria das técnicas é baseada em questionários (DISHMAN; ICKES, 1981; WHITE et al., 2012) e entrevistas (MACLEAN et al., 2000). Uma revisão crítica da motivação do paciente em reabilitação física pode ser encontrada em Maclean e Pound (2000).

Apesar da grande quantidade de trabalhos em reabilitação robótica (CAURIN et al., 2011; KREBS et al., 2007; MORETTI, ANDRADE E CAURIN, 2013), somente algumas abordagens têm tratado o problema de estimar automaticamente a motivação do paciente neste campo de pesquisa. Koenig et al. (2011) desenvolveu um método para estimar e classificar estados psicológicos de pacientes em tempo real durante o treino de marcha assistida por robô. Medidas psicofisiológicas como frequência cardíaca e respiratória, resposta galvânica da pele e temperatura da pele, foram utilizadas para mensurar de forma objetiva o atual estado psicológico do paciente. A classificação automática foi feita por uma rede neural.

Nosso estudo emprega imagens térmicas para estimar emoções de usuários em terapia de reabilitação robótica de punho com jogos. A abordagem baseada em temperatura da pele facial foi escolhida devido às suas características inerentemente não invasivas (GENNO et al., 1997) e não verbais. Adicionalmente, a técnica pode ser mais apropriada para lidar com pacientes pós-AVE que apresentam hemiplegia (paralisia de metade do corpo) e/ou hemiparesia (dificuldade de movimentar metade do corpo) na face.

O método é introduzido como um primeiro passo na direção da construção de um sistema real-time, auto-adaptativo com gerenciamento da motivação do paciente e grande potencial para melhorar os resultados da terapia de reabilitação robótica de punho.

Após a aquisição da imagem térmica e o processamento das imagens, uma rede neural artificial supervisionada analisa duas medidas estatísticas calculadas em quatro diferentes regiões do rosto para classificar as imagens de entrada em três emoções diferentes: Neutro, motivado e sobrecarregado.

3.2. Visão Computacional

A visão computacional, que tem várias nomenclaturas como Visão Artificial, Visão Robótica ou Visão de Computador, é a ciência e tecnologia das máquinas que enxergam. É o emprego de automação e integração de uma ampla variedade de processos e representações para percepção visual. Este processo inclui muitas técnicas tais como processamento de imagens (visão em baixo nível); extração de características e reconhecimento de padrões (visão em nível intermediário); uso do conhecimento através da inteligência artificial e processos cognitivos (visão em alto nível).

Na fig. 21 são apresentas as funcionalidades comuns de um sistema de Visão Computacional. Por sua vez, na fig. 22 são exibidas as funcionalidades do sistema de Visão Computacional utilizado no estudo proposto para classificação de emoções de indivíduos saudáveis durante sessão de reabilitação assistida por robô, com jogos, utilizando-se imagens térmicas da face.

Figura 21. Funcionalidades comuns em um sistema de Visão Computacional.

Figura 22 Estrutura do sistema de Visão do estudo proposto.

3.2.1. Aquisição de Imagens térmicas

A aquisição de imagens é o primeiro passo de um sistema de visão computacional, ou seja, é o processo de aquisição de uma ou de um conjunto de imagens digitais a partir de câmeras ou sensores. De acordo com Gonzalez e Wood (1987), uma imagem pode ser definida como uma função de duas variáveis $f(x,y)$ em que x e y são as coordenadas espaciais e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x,y) é a intensidade do nível de cinza da imagem.

Ou seja, imagem digital é uma função m-vetorial $f(x,y)$ de valores discretos, sendo (x,y) um par de coordenadas inteiras e, $0 \leq f(x,y) \leq W$ em que W é inteiro. O ponto (x,y) é conhecido como pixel (**P**icture **e**lement) e o valor de $f(x,y)$ é o nível de cinza (graylevel) do ponto (x,y) ou pixel. W é o máximo valor da escada de cinza.

A fig. 23 foi utilizada para apresentar a convenção utilizada no Processamento de Imagens para os eixos x e y e ponto de origem $(0,0)$.

Uma imagem $f(x,y)$ é amostrada em M linhas e N colunas, tem tamanho ou resolução de $M \times N$, os valores das coordenadas (x,y) são valores inteiros e positivos, e os níveis de cinza $f(x,y)$ são valores reais e positivos.

Convenção utilizada para os eixos x e y em Processamento de Imagens

Figura 23. Convenção utilizada para os eixos x e y em Processamento de Imagens.

Para **aquisição** das imagens térmicas de faces, foi utilizada a câmera térmica da FLIR, modelo A325sc, Gigabit Ethernet (fig. 24). Esta câmera tem precisão de 0.05°C à $+30^{\circ}\text{C}$, $\pm 2^{\circ}\text{C}$ de exatidão, resolução de 320×240 pixels, conectividade “Simple Gigabit Ethernet”².

Figura 24. Câmera FLIR A325sc.
Fonte – FLIR (2014)

Uma base de dados foi criada contendo imagens térmicas de faces humanas correspondentes às emoções neutra, motivado e sobrecarregado (desconforto ou incômodo) em dois cenários distintos a serem detalhados no Capítulo 4 - Resultados.

Sequências de imagens (gravadas pelo software da FLIR ThermaCAM Researcher Pro 2.10 e salvas no formato proprietário .seq) foram registradas para as expressões faciais ou emoções (Neutra, Motivado, Sobrecarregado).

Utilizando-se o mesmo software da FLIR, as sequências originais (.seq) foram convertidas em dois formatos a saber: bitmap (.bmp) e matrizes de temperatura (.mat) em graus Kelvin, com resolução de 240×320 pixels, compatíveis com software Matlab@.

² A especificação completa está disponível no site do fabricante:
<http://www.flir.com/thermography/americas/br/view/?id=46623&collectionid=516&col=45866>

Os arquivos bitmap foram utilizados apenas para fins de exibição de imagens em documentos. As matrizes de temperatura (.mat) foram utilizadas no processamento das imagens conforme descrito à seguir.

3.2.2. Processamento de imagens

Processamento de imagens é o segundo passo de um sistema de visão Computacional. Ele consiste de um conjunto de técnicas para captar, representar e transformar imagens com o auxílio do computador, com o objetivo de extrair informações de imagens, realçar a qualidade da imagem, facilitar a percepção humana, bem como a interpretação automática. É o processo que possui como entrada uma imagem e como saída um conjunto de valores numéricos, que podem compor outra imagem, ou não. O processamento de imagens muitas vezes necessita de um pré-processamento, ou seja, as imagens originais podem apresentar ruído e necessitar filtragem. Os ruídos são provenientes de diversos fatores referentes à aquisição da imagem, como exemplo, tipo do sensor, condições de iluminação ou clima no momento da aquisição, distância do objeto de interesse ao sensor.

Existem muitos métodos que podem ser utilizados para remover ou diminuir o ruído de imagens digitais, entre eles transformação de intensidade, binarização, realce de contraste, equalização do histograma, filtragem no domínio espacial (correlação e convolução), filtros estatísticos, gaussianos, passa-baixa, passa-alta entre outros e segmentação.

Como veremos em detalhes a seguir, este estudo utilizou, no pré-processamento, conversão dos dados para escala de cinza, melhoria do contraste da imagem através da expansão do histograma e segmentação.

3.2.2.1. Pré-processamento

O pré-processamento de imagens de nosso estudo utilizou no software Matlab® as matrizes de temperatura (.mat) de resolução 240×320 pixels gravadas no passo de aquisição das imagens térmicas. Primeiramente, os dados de temperatura das matrizes foram convertidos de graus Kelvin para graus Celsius (intervalo de 24.0°C a 37.5°C) subtraindo-se 273, como exibido na fig. 25.

obj <240x320 double>										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	25.0520	25.1001	25.1589	25.1055	25.0574	25.2391	25.2177	25.0734	24.9771	25.1215
2	25.0039	25.0841	25.1803	25.2070	25.1269	25.2177	25.2337	25.1429	25.0948	25.0627
3	25.0092	25.0092	25.1483	25.2070	25.1162	25.1910	25.1162	25.2337	25.2017	25.1643
4	25.0948	25.1215	25.1750	25.1857	25.1643	25.1963	25.1001	25.1215	25.2070	25.1376
5	24.9932	25.0039	25.1803	25.1269	25.1376	25.1269	25.0360	25.2070	25.1857	25.1001
6	25.0841	25.1001	25.1001	25.2284	25.1215	25.1162	25.1269	25.0520	25.0948	25.1429
7	25.1055	25.1536	25.1322	25.0253	25.1322	25.1643	25.1162	25.1269	25.2070	25.2284
8	25.0895	25.0948	25.0253	25.1376	25.1269	25.1429	25.0520	25.1643	25.0146	25.1269
9	25.0306	25.0306	25.0306	25.0627	25.0253	25.1322	25.0253	25.1001	25.0574	25.0681
10	24.9021	25.0360	25.0520	24.9664	25.0681	25.0467	25.0467	25.0734	25.0306	25.0574
11	25.0199	25.0413	25.0306	25.2017	25.0253	25.1001	25.0734	25.0627	25.0627	25.0306
12	24.9932	25.0895	25.0467	25.0199	25.0841	25.0788	25.0574	25.0841	25.0574	25.0520
13	25.0360	25.0360	25.0788	25.0146	25.0360	25.1376	25.0574	25.1055	25.0627	24.9021
14	24.9557	24.9610	25.0520	25.0788	25.0681	25.0627	25.0681	25.0627	25.1108	25.1162
15	25.0948	25.1001	25.0467	25.1322	25.1108	25.0948	24.9503	25.0574	25.0948	24.9396
16	25.1055	25.0467	25.0734	25.1857	25.0574	25.1696	25.0627	25.1589	24.9664	25.1589

Figura 25. Matriz de temperaturas em graus Celsius.

Então a matriz de temperatura foi convertida para matriz de intensidade (fig. 26), contendo valores que variam de 0 (preto) a 1 (intensidade máxima ou branco), e os demais variando de acordo com o nível de cinza.

g1 <240x320 double>										
	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136
14	0.0448	0.0453	0.0491	0.0427	0.0427	0.0415	0.0427	0.0469	0.0461	0.0461
15	0.0469	0.0503	0.0419	0.0453	0.0448	0.0440	0.0495	0.0465	0.0465	0.0503
16	0.0448	0.0516	0.0499	0.0512	0.0436	0.0427	0.0486	0.0495	0.0587	0.0491
17	0.0524	0.0499	0.0360	0.0528	0.0444	0.0461	0.0571	0.0600	0.0613	0.0575
18	0.0528	0.0516	0.0558	0.0558	0.0575	0.0566	0.0768	0.0789	0.0789	0.0932
19	0.0541	0.0550	0.0545	0.0659	0.0651	0.0781	0.0865	0.0999	0.0966	0.1108
20	0.0613	0.0659	0.0697	0.0709	0.0827	0.0999	0.1225	0.1246	0.1438	0.1571
21	0.0680	0.0714	0.0772	0.0987	0.1062	0.1284	0.1513	0.1708	0.1953	0.2061
22	0.0852	0.0932	0.1049	0.1296	0.1359	0.1505	0.1957	0.2214	0.2453	0.2465
23	0.1137	0.1254	0.1413	0.1600	0.1895	0.2247	0.2531	0.2782	0.2913	0.2917
24	0.1509	0.1659	0.1879	0.2251	0.2482	0.2782	0.3015	0.3081	0.3183	0.3171
25	0.1920	0.2148	0.2622	0.2901	0.2811	0.3089	0.3269	0.3285	0.3371	0.3375
26	0.2387	0.2712	0.2798	0.3097	0.3322	0.3358	0.3468	0.3456	0.3383	0.3403
27	0.2975	0.3085	0.3281	0.3375	0.3639	0.3570	0.3651	0.3623	0.3623	0.3477
28	0.3301	0.3424	0.3542	0.3651	0.3680	0.3700	0.3704	0.3753	0.3619	0.3700
29	0.3631	0.3627	0.3765	0.3806	0.3806	0.3814	0.3757	0.3753	0.3716	0.3720

Figura 26. Matriz de intensidade ou Matriz em escala de cinza.

Para maximizar a contribuição dos pontos térmicos na análise, o contraste da imagem foi melhorado, expandindo-se o histograma.

A expansão do histograma, como exibido na fig. 28, de uma imagem em escala de cinza (fig. 27) ajusta os valores de intensidade da imagem aumentando o contraste. Isto é feito através da função `imadjust` do Matlab® que mapeia os valores de intensidade da escala de cinza para novos valores tais que 1% dos dados são saturados em baixas e altas intensidade.

Figura 27. Imagem em escala de cinza (esquerda) e imagem com contraste melhorado (direita).

Figura 28. Histograma da imagem em escala de cinza (esquerda) e histograma expandido (direita).

3.2.3. Segmentação

Segundo Gonzalez e Wood (1987), a segmentação subdivide uma imagem em regiões ou objetos que a compõem. É baseado em duas propriedades dos níveis de cinza, a descontinuidade (detecção de pontos isolados, linhas, bordas, cantos, fronteiras) e a similaridade (limiarização, crescimento, divisão e fusão de regiões). Existem dois tipos básicos de segmentos, fronteiras e regiões. A seguir é apresentada a segmentação por limiarização, pois foi o método utilizado neste trabalho.

3.2.3.1. Segmentação por Limiarização (Thresholding Global)

A limiarização é um método baseado no histograma da imagem, que busca de forma visual ou automática encontrar regiões bem definidas com objetivo de efetuar a divisão da imagem em objetos ou regiões.

Seja uma imagem digital térmica de face humana em escala de cinza, em que a função $f(x,y)$ representa o nível de cinza do ponto (x,y) . A face (tons de cinza claro) é claramente definida, pois apresenta temperatura mais elevada que o fundo (escuro), como na fig. 27 esquerda. Se observarmos o histograma bimodal relativo a esta imagem apresentado na fig. 28, vemos que se selecionarmos um limiar T que esteja entre as duas regiões do histograma que representam os objetos da imagem, poderemos extrair estes objetos (face e fundo).

Desta forma:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) > T \\ 0 & \text{se } f(x,y) \leq T, \end{cases} \quad (3.1)$$

em que $g(x,y)$ representa o ponto limiarizado.

Existem três formas de se escolher o limiar ou threshold, inspeção visual do histograma, tentativa e erro, threshold automático.

A seguir será detalhado o método de Otsu criado para limiarização, pois é o método utilizado pelo algoritmo de segmentação da face em imagens térmicas adotado por este trabalho.

3.2.3.2. Método de Otsu

O método de limiarização bimodal de Otsu é baseado somente no histograma de uma imagem em l níveis de cinza (OTSU, 1979). Ele utiliza a análise de discriminante para encontrar um limiar ótimo que separe os objetos da imagem no nível de cinza t , originando desta forma duas classes e .

Consideremos n_i o número de pixels com nível de cinza i e n o número total de pixels de uma imagem definida como:

$$n = \sum_{i=0}^{l-1} n_i \quad (3.2)$$

E, P_i a probabilidade de ocorrência do nível de cinza i .

Seja σ_w^2 a variância dentro da classe, σ_B^2 a variância entre as classes e σ_T^2 a variância total. Um limiar ótimo pode ser obtido pela minimização da função critério mais simples:

$$\eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (3.3)$$

Logo, o limiar ótimo t^* é definido por:

$$t^* = \text{Arg max } \eta \quad (3.4)$$

Para isto, temos que:

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{l-1} (i - \mu_T)^2 P_i \quad (3.5)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{l-1} i P_i \quad (3.6)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 \mu_0)^2 \quad (3.7)$$

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^t P_i \quad (3.8)$$

$$\omega_1 = 1 - \omega_0 \quad (3.9)$$

$$\mu_1 = \frac{\mu_T - \mu_0}{1 - \mu_0} \quad (3.10)$$

$$\mu_0 = \frac{\mu_0}{\omega_0} \quad (3.11)$$

$$\mu_t = \sum_{i=0}^t i P_i \quad (3.12)$$

$$P_i = \frac{n_i}{n} \quad (3.13)$$

Em que:

ω_0 e ω_1 correspondem às variâncias nas classes C_0 e C_1 .

μ_0 e μ_1 são as respectivas médias das classes.

μ_T e μ_t correspondem à média total e média por classe.

σ_B^2 e σ_T^2 são as variâncias entre as classes e variância total.

3.2.3.3. Segmentação da face

Sendo a região correspondente à face o objeto de interesse deste trabalho, foi necessário encontrar um método que automaticamente detectasse e segmentasse faces em imagens térmicas.

A primeira tentativa foi utilizar o clássico algoritmo de Viola e Jones (2001), desenvolvido para identificação de faces em imagens visíveis. O modelo de treinamento do método desta referência utiliza 4916 imagens de faces e 9544 imagens que não contem faces. Para as imagens térmicas o algoritmo de Viola e Jones (2001) não funcionou, ou seja, não identificou faces nas imagens térmicas. Entendemos que seria preciso construir base de dados com imagens térmicas de faces e não faces para treinamento e posterior funcionamento do algoritmo. Como a base de dados de treinamento original de imagens visíveis foi muito extensa, decidimos pela não reprodução.

Outra tentativa foi aplicar um threshold e trabalhar apenas com pixels de temperatura acima de 36° Celsius. Também descartamos esta possibilidade, pois região do pescoço, ombros e peito (roupas ficam aquecidas em contato com o corpo) faziam parte do conjunto e a região segmentada apresentava muitos pontos desnecessários ao estudo.

O algoritmo escolhido e utilizado neste trabalho foi o apresentado por Mekyska, Espinosa-Duro e Faundez-Zanuy (2010). Ele é comparável ao clássico algoritmo de Viola e Jones (2001) com relação à velocidade e confiabilidade.

O método de Mekyska, Espinosa-Duro e Faundez-Zanuy (2010) detecta em imagens térmicas as coordenadas geométricas de um retângulo (x_1 , y_1 , x_2 , y_2) circunscrito na face de forma simples e eficiente. O método foi escolhido, pois funciona muito bem em imagens que possuem apenas uma face ao centro, o que corresponde às imagens em estudo, um indivíduo em frente ao computador, executando terapia robótica de punho.

Inicialmente gera-se uma versão binária da imagem original, utilizando um threshold T determinado pelo método de Otsu descrito anteriormente (OTSU, 1979). Se $I(x,y) < T$ então $I(x,y) = 0$, senão, $I(x,y) = 1$ (fig. 29).

Figura 29. Imagem binarizada pelo método de Otsu em nossos experimentos.

A projeção vertical da imagem binária produz o limite superior (y_1) da Face, como exibido na fig. 29. Em seguida o comprimento h de y_1 até a parte inferior da imagem é calculado e $h/2$ é traçado na imagem, também exibido na fig. 30.

Figura 30. Imagem com o limite superior (y_1) e $h/2$ traçados.

Então, a parte da imagem entre y_1 e $h/2$ é selecionada e a projeção horizontal é calculada. Desta forma, como exibido na fig. 31, x_1 e x_2 são respectivamente o limite esquerdo e o limite direito desta parte da imagem.

Figura 31. Parte da imagem entre y_1 e $h/2$ selecionada e limite esquerdo (x_1) e direito (x_2) traçados em vermelho.

Finalmente, o limite inferior y_2 é calculado através da equação:

$$y_2 = y_1 + (x_2 - x_1) \times 1,618 \quad (3.14)$$

em que 1,618 é número áureo. Desta forma, definidas as coordenadas geométricas, pode-se traçar a segmentação da face, como mostrado na fig. 32.

Figura 32. Face segmentada.

3.2.3.4. Divisão da face em quatro regiões de interesse (ROI)

Após a segmentação da face na imagem, a fase subsequente consiste em dividir a face em quatro regiões de interesse (ROI), incluindo testa, olhos, nariz e boca (fig. 33). A métrica utilizada para dividir a face é representada pelas seguintes equações:

$$(3.15)$$

$$(3.16)$$

$$(3.17)$$

$$(3.18)$$

$$(3.19)$$

$$(3.20)$$

em que $y1$ e $y2$ são calculados pelo método da segmentação e $h2$ é a linha central da face, exibida na fig. 33 pela linha azul.

Figura 33. Face segmentada dividida em quatro blocos, demonstrados na figura pelas linhas vermelhas.

Esta métrica funciona bem se a imagem estiver nas condições ideais de posicionamento da cabeça, por isso no momento da coleta de imagens é solicitado aos voluntários não movimentarem muito a cabeça e olharem para a tela do computador. Oportunidade de trabalho futuro, melhorar a métrica para acompanhar movimentos da cabeça.

3.2.4. Extração de características

A extração de características ou atributos é a etapa do processamento de imagens na qual a análise da imagem ou parte dela se inicia.

Introduzindo o conceito, objetos ou segmentos são representados por uma coleção de pixels de uma imagem. Para o reconhecimento do objeto é necessário descrever as propriedades dos grupos de pixels. Esta descrição é muitas vezes apenas um conjunto de números chamados de “descritores do objeto”.

Objetos ou segmentos de uma imagem possuem propriedades relativas à sua forma, cor ou textura. A medida de qualquer uma destas propriedades é denominada característica ou “descritores do objeto”.

Para quantificar padrões térmicos associados com as sub-regiões da face, as características variância e entropia foram calculadas a partir da matriz de temperaturas previamente convertida em uma imagem em escala de cinza.

3.2.4.1. Entropia

Entropia pode ser descrita como uma medida da quantidade de desordem de um sistema. Uma estrutura organizada, como por exemplo, um cristal é altamente ordenado e consequentemente tem baixa entropia. Quando o cristal é aquecido ao ponto de se tornar líquido, seu estado se torna menos ordenado e a entropia aumenta.

Outra forma de expressar a entropia é a de considerar a propagação de estados que um sistema pode adotar. Um sistema de baixa entropia ocupa um pequeno número de tais estados, enquanto um sistema de alta entropia ocupa um grande número de estados.

No caso de uma imagem, estes estados correspondem aos níveis de cinza que os pixels possam adotar.

Por exemplo, em um pixel de 8 bits existem 256 estados ou níveis de cinza. Se todos os estados estão igualmente ocupados, no caso de uma imagem que tenha seu histograma perfeitamente equalizado, a quantidade de estados é um máximo, e desta forma a entropia da imagem é alta. Por outro lado, se a imagem tiver sido limiarizada, de modo que apenas dois estados são ocupados, a entropia é baixa. Se todos os pixels têm o mesmo valor ou nível de cinza, a entropia da imagem é zero.

Nota-se que conforme a entropia da imagem diminui, assim o seu conteúdo de informação também diminui.

A definição de entropia E [bits/pixel] de uma imagem é dada pela seguinte equação (GONZALEZ; WOODS, 2010):

$$(3.21)$$

em que $P(i)$ é a probabilidade associada com o nível de cinza i ; e i varia entre todos os 256 (8-bit) níveis de cinza presentes na imagem.

Em nosso sistema, utilizamos como primeira característica a entropia das regiões de interesse da face. Para efeito de cálculo utilizamos no Matlab®, as seguintes linhas de código:

```
J = entropyfilt(I, true(7));
Entropia = mean(J(:));
```

em que:

I = matriz de entrada de uma região de interesse;

J = matriz de saída de mesma dimensão que I;

J = entropyfilt(I, true(7)) retorna a matriz J, em que cada pixel de saída contém o valor da entropia calculado com 7×7 pixel-vizinhos ao redor do pixel correspondente da matriz de entrada I.

Entropia = mean(J(:)) retorna a média dos valores de entropia calculados da matriz J.

3.2.4.2. Variância local

Consideremos z_i , $i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ os valores de todas as intensidades possíveis de uma imagem digital $M \times N$ (GONZALEZ; WOODS, 2010). A probabilidade $p(z_k)$, do nível de intensidade z_k ocorrer em uma determinada imagem é estimada como sendo:

$$\text{---} \quad (3.22)$$

em que: n_k é o número de vezes em que a intensidade z_k ocorre na imagem;

$M \times N$ é o número total de pixels.

Calculado $p(z_k)$, podem-se determinar algumas características importantes da imagem, como por exemplo, a intensidade média:

$$(3.23)$$

Variância é uma medida de dispersão dos valores de z (valores das intensidades) em relação à média, de forma que se trata de uma medida útil do contraste da imagem. Em outras palavras, variância σ^2 de uma imagem digital representa o desvio dos níveis de cinza em relação ao nível médio de cinza (GONZALEZ; WOODS, 2010):

$$\text{---} \quad (3.24)$$

sendo m a média calculada pela adição das intensidades de cinza e normalizada pela área da região de interesse expressa como a quantidade total de pixels.

A probabilidade $p(z) = n_i/2^n$, sendo n_i a ocorrência de um nível de cinza i e $n = 8$ bits, é a mesma para qualquer um dos 256 níveis possíveis de intensidade de cinza para uma imagem formada por 8 bits/pixel.

Informações detalhadas estão disponíveis em Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973).

Em nosso estudo, a variância foi obtida da média de todos os valores de variâncias locais, respectivamente calculados com 5×5 pixel-vizinhos em cada região de interesse, utilizando-se no Matlab® as seguintes linhas de código:

```
J = stdfilt(I, true(5));  
K = J.^2;  
Variancia = sum(sum(K))/length(K);
```

em que:

I = matriz de entrada de uma região de interesse;

J = matriz de saída de mesma dimensão que I;

J = stdfilt(I, true(5)) retorna a matriz J, em que cada pixel de saída contém o valor do desvio padrão calculado com 5×5 pixel-vizinhos ao redor do pixel correspondente da matriz de entrada I.

K = matriz produzida a partir da variância;

Variancia = soma da variância, isto é, soma de todos os valores de variância calculados no interior da região de interesse (ROI), dividido pelo número de colunas das matrizes I, J e K.

3.2.5. Classificador

Um classificador é um algoritmo que mensura a similaridade entre objetos. Pode-se utilizar como classificador uma rede neural artificial, lógica nebulosa (“fuzzy”), máquinas de suporte vectorial (support vector machines), classificador dos k vizinhos mais próximos (k -Nearest Neighbor, k -NN), árvores de classificação, entre outros.

3.2.5.1. Classificador Supervisionado

Um procedimento de classificação supervisionada consiste em três etapas: treinamento, validação e classificação. O sistema é treinado com os padrões do conjunto de treinamento e a validação é feita através da classificação de um conjunto conhecido. Desta forma o sistema está pronto para a classificação de objetos contidos em um conjunto desconhecido.

3.2.5.2. Rede Neural

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência.

Não é intenção deste trabalho apresentar informação conceitual sobre redes neurais. Para definição e teoria, refira-se à Haykin (2009). Neste estudo, uma rede neural artificial supervisionada *feedforward* de três camadas foi projetada e avaliada para trabalhar como um classificador. A arquitetura da rede neural é formada por oito entradas (um par variância-entropia para cada ROI) e três saídas binárias foram usadas para classificar expressões em Neutro, Motivado e Sobrecarregado como esquematizado na fig. 34.

A rede neural tem uma camada de neurônios escondida e a função de ativação utilizada foi a sigmoide. Na camada de saída foi adotada uma função de transferência linear. Backpropagation (Levenberg-Marquardt) foi o algoritmo de aprendizado escolhido.

O número de neurônios escondidos para uma camada de entrada com N neurônios pode ser estimado em $2N+1$ (HAYKIN, 2009). Após vários testes com diferentes números de neurônios, pode-se verificar que a fórmula refletiu o melhor número de neurônios na camada interna (oculta) e desta forma a rede foi projetada contendo 17 neurônios na camada escondida.

A base de dados foi dividida em sub-conjunto de treinamento contendo 70% das imagens aleatoriamente selecionadas, validação com 15% e teste com 15%. O valor de cada variável de entrada foi normalizado para $[0\ 1]$. O erro médio quadrado (MSE) foi utilizado como critério de parada e a época máxima de treinamento foi fixada em 1000.

Rede Neural Artificial: Feedforward Backpropagation

Figura 34. Rede Neural artificial feedforward backpropagation com 8 neurônios na camada de entrada, 3 na camada de saída e 17 na camada oculta.

DESCRIÇÃO DOS EXPERIMENTOS E RESULTADOS

"Cada ser humano é único; é uma palavra de Deus que não mais se repete." Karl Adam

Após apresentar o sistema de visão computacional utilizado neste trabalho para classificação de emoções de indivíduos em processos de reabilitação robótica, neste capítulo são apresentados os experimentos realizados, bem como os protocolos de testes seguidos e os resultados alcançados.

Os experimentos foram conduzidos com 8 voluntários saudáveis, todos pesquisadores de nosso laboratório. Como o alvo do trabalho é classificar emoções, tomamos o cuidado de selecionar indivíduos que não estavam fazendo uso de psicotrópicos que alteram a manifestação das emoções. Com a constatação da eficiência do método proposto, em trabalhos futuros, estaremos aptos a efetuar experimentos com pacientes de AVE em clínicas de reabilitação.

Excluindo grupos de pesquisa que trabalham com grandes base de dados, mais que 100 indivíduos (WANG et al., 2010) e 30 indivíduos (BENCH et al., 2014), o número de indivíduos de nosso experimento é comparável à maioria dos trabalhos na área (KHAN; WARD; INGLEBY, 2006; 2009; PAVLIDIS; LEVINE, 2002; PURI et al., 2005; YOSHITOMI et al., 2000).

Os experimentos foram divididos em duas fases que denominamos Cenário 1 de expressões faciais estimuladas e Cenário 2 de expressões faciais espontâneas. Para ambos cenários, sequências de imagens de faces esboçando emoções neutra, motivado e sobrecarregado de indivíduos masculinos e femininos foram coletadas. Um conjunto de imagens térmicas representativo é exibido na fig. 34.

Figura 35. Conjunto representativo de imagens térmicas correspondentes à expressões neutra, motivado e sobrecarregado, da esquerda para a direita. A barra vertical representa a temperatura em graus Celsius.

4.1. Emoções estudadas

Em nossos experimentos, definimos três diferentes emoções ou níveis de engajamento mental de acordo com o modelo de afeto da fig. 35, adaptado e utilizado por Koenig et al. (2011) a partir do proposto por Russell (1980).

Neste modelo as emoções são definidas por duas dimensões: valência, que determina a direção da resposta ao estímulo (variando de negativo à positivo), e ativação (“arousal”) que determina a ativação psicofisiológica.

De forma menos teórica podemos fazer a seguinte analogia:

- Ativação – “me deixa agitado?”
- Valência – “é bom para mim?”

Na fig. 35 é apresentada versão em inglês do modelo utilizado por Koenig et al. (2011) e versão traduzida pelo autor.

Figura 36. Modelo afetivo adaptado por Koenig et al. (2011) à partir do proposto por Russell (1980), à esquerda em Inglês, à direita modelo traduzido para o português.

Das emoções definidas para o estudo, círculo sólido representa a emoção neutra, círculo pontilhado representa uma condição motivadora e círculo tracejado representa condição de sobrecarga onde o indivíduo sente incômodo ou desconforto em executar os exercícios. Denominamos as três emoções: neutra, motivado e sobrecarregado.

Para o voluntário expressar as emoções, foram induzidos 3 diferentes níveis de engajamento mental. Vídeos curtos engraçados foram mostrados para induzir efeito positivo e motivador.

Para estimular um incômodo ou desconforto, mergulhamos uma das mãos do voluntário em água com gelo à 0°C.

4.2. Protocolo de testes

A aquisição das imagens térmicas foi realizada em sala climatizada à temperatura de $23\pm 2^{\circ}\text{C}$ e 50% de umidade. Uma vez que a temperatura da pele facial é sensível à temperatura ambiente (WANG; SHEN; LIU, 2012), antes de dar início à tomada das imagens, o voluntário permaneceu em repouso dentro da sala por aproximadamente 10 min. A câmera foi fixada à aproximadamente 1 m do voluntário, no nível dos olhos. Um painel de papelão branco foi usado como pano de fundo para a aquisição das imagens, como exibido no ambiente de testes da fig. 38. Independentemente do cenário experimental, aos participantes foi solicitado ficar em uma posição confortável na cadeira, evitar o movimento da cabeça e também fixar os olhos na tela do computador.

Para minimizar o impacto de fatores externos de estresse e simultaneamente estabelecer uma linha de base nas imagens térmicas, os voluntários permaneceram quietos na sala por 10 minutos, antes de iniciar a sessão de terapia. Este intervalo foi necessário para que a superfície da pele alcançasse um estado térmico equilibrado sob as condições da sala.

4.2.1. Cenário 1 de aquisição de expressões faciais estimuladas

No cenário 1 foram capturadas imagens térmicas de todos os 8 voluntários saudáveis durante processo de estimulação de emoções. Isto foi necessário para investigação de padrões térmicos faciais associados à emoção. Na fig. 36 pode-se observar o ambiente experimental de aquisição das imagens de emoções estimuladas.

Figura 37. Ambiente experimental de aquisição das imagens de emoções estimuladas, neste exemplo expressão neutra.

Na fig. 37 são exibidas expressões faciais provocadas para neutro (esquerda), motivado (centro) e sobrecarregado (à direita).

Figura 38. Exemplos de expressões faciais provocadas para neutro (esquerda), motivado (centro) e sobrecarregado (à direita).

Neste cenário foram adotadas as seguintes técnicas de estimulação, a fim de induzir as expressões em análise:

1. Neutro

A expressão neutra corresponde à exibida na imagem referência da fig. 37 (esquerda), foi coletada logo após o período em que o indivíduo permaneceu quieto por 10 min na sala. Foi solicitado ao mesmo que ficasse por 2 minutos olhando para a tela do computador sem mexer a cabeça e sem manifestar qualquer tipo de expressão.

2. Motivado

Assumimos que indivíduos com expressão facial de alegria (Fig. 37-centro) são considerados como indivíduos motivados. Esta emoção foi obtida de usuários assistindo vídeos cômicos selecionados de curta duração (1-2 min), um procedimento semelhante foi descrito por Krzywicki, He e O'kane (2009). Como cada indivíduo se alegra com um tipo diferente de comédia, não fixamos um filme específico. Para cada pessoa, perguntamos o que mais a diverte e faz rir e escolhemos o vídeo de acordo com o gosto pessoal.

3. Sobrecarregado (Desconforto ou incômodo)

Para simular a emoção sobrecarregado uma sensação de desconforto ou incômodo foi provocada por imersão de uma das mãos do voluntário em uma mistura de água com cubos de gelo em um balde de 2.5L à temperatura de 0°C. A mão inteira permaneceu em contato com a solução até que o voluntário expressasse desconforto. Em geral, esta sensação ocorreu dentro de um minuto. A associação de desconforto com água e gelo é um procedimento comum adotado pela comunidade de fisioterapia.

As imagens foram capturadas a cada segundo.

Neste cenário foram produzidas e capturadas as chamadas expressões faciais que denominamos provocadas ou estimuladas.

4.2.2. Cenário 2 de aquisição de expressões espontâneas

No cenário 2 foram capturadas imagens térmicas dos mesmos voluntários durante sessão de terapia de reabilitação robótica com jogos. Enquanto os usuários interagiam com o sistema de reabilitação robótica, a aquisição de imagens ocorreu à taxa de um frame/s. Esta configuração experimental gerou expressões que denominamos espontâneas.

Na fig. 38 o ambiente experimental de aquisição de imagens de expressões espontâneas dos voluntários em terapia robótica com jogos é exibido. Pode-se visualizar o voluntário com o antebraço acoplado ao robô de pulso, a tela de computador onde o jogo é exibido (em verde), outra tela contendo a imagem térmica em tempo real (monitor da direita), equipamentos necessários para funcionamento de todo processo robótico.

Figura 39. Ambiente experimental de aquisição das imagens de expressões espontâneas com voluntários em terapia robótica.

A sessão de terapia robótica foi dividida em 3 fases de 2 minutos cada. Nos primeiros minutos o jogo não foi iniciado, ou seja, o usuário ficou em frente ao cenário do jogo, mas nada aconteceu. Nesta fase, o voluntário ficou na expectativa do início do jogo e não esboçou nenhuma expressão, ou seja, capturamos a expressão neutra. Nos minutos intermediários o jogo teve início, as nozes começaram a cair e o voluntário começou a executar os movimentos da terapia robótica. Nestes momentos sua expressão foi a de motivação. Foi solicitado aos participantes que nesta fase esboçassem expressão de contentamento pela realização dos exercícios. E nos últimos dois minutos a mão esquerda do indivíduo foi mergulhada na mistura de água com gelo para induzir a sensação de incômodo.

Enfim, foi preciso estimular também a sessão de reabilitação para que o voluntário exibisse as três diferentes expressões. As imagens foram utilizadas para treinar a rede neural que será capaz de identificar expressão de incômodo ou motivação em uma sessão de terapia robótica onde os estímulos serão proporcionados apenas pelo jogo.

4.3. Análise de dados

As imagens coletadas foram manualmente avaliadas e descartadas as que continham olhos fechados, posicionamento da cabeça inadequado, as que não condiziam com a expressão induzida no experimento, por exemplo, face séria no experimento onde o indivíduo assistia filme de comédia, ou expressão de alegria no experimento onde a expressão deveria ser a neutra.

O número total de amostras selecionadas foi de 2445, como exibido na Tabela 1.

Tabela 1. Base de dados em números utilizada no experimento. As imagens são correspondentes à expressões induzidas e espontâneas

Voluntário	Expressão Facial (número de imagens)		
	Neutra	Motivado	Sobrecarregado
V1	71	92	70
V2	101	174	60
V3	106	185	97
V4	83	86	111
V5	74	50	57
V6	106	85	160
V7	86	137	102
V8	125	121	106

As entradas da Tabela II sintetizam as informações contidas nas sub-regiões da face com base em estatísticas de primeira ordem.

Tabela 2. Média $\pm$ desvio padrão de entropia e variância para diferentes sub-regiões da face e para as três expressões

		Neutro	Motivado	Sobrecarregado
Entropia [bits/pixel]	<i>Testa</i>	3.09 $\pm$ 0.25	3.11 $\pm$ 0.26	3.14 $\pm$ 0.32
	<i>Olhos</i>	3.95 $\pm$ 0.13	3.97 $\pm$ 0.17	3.99 $\pm$ 0.14
	<i>Nariz</i>	3.82 $\pm$ 0.33	3.90 $\pm$ 0.32	3.96 $\pm$ 0.32
	<i>Boca</i>	3.72 $\pm$ 0.38	3.84 $\pm$ 0.32	3.80 $\pm$ 0.33
Variância [intensidade ²]	<i>Testa</i>	0.03 $\pm$ 0.04	0.03 $\pm$ 0.03	0.02 $\pm$ 0.04
	<i>Olhos</i>	0.09 $\pm$ 0.02	0.08 $\pm$ 0.03	0.09 $\pm$ 0.02
	<i>Nariz</i>	0.07 $\pm$ 0.06	0.07 $\pm$ 0.06	0.09 $\pm$ 0.05
	<i>Boca</i>	0.04 $\pm$ 0.04	0.05 $\pm$ 0.04	0.04 $\pm$ 0.05

4.3.1. ANOVA

ANOVA é um teste de hipóteses que compara as médias de pelo menos três grupos de uma variável. De acordo com Ioannou, Gallese e Merla (2014), estudos estatísticos referentes a dados térmicos tem utilizado ANOVA para extrair conclusões sobre diferenças entre condições e grupos.

Com a finalidade de avaliar a efetividade das características nas diferentes regiões de interesse da face em distinguir a emoção, uma análise da variância (ANOVA) foi aplicada sobre os dados térmicos das regiões de interesse. Os dados foram inicialmente agrupados de acordo com a área do rosto, uma vez que só faria sentido comparar os valores para a mesma área do rosto. O objetivo é testar se a média dos dados que representam as emoções neutra, motivado e sobrecarregado para cada uma das áreas do rosto dos voluntários, faz parte de distribuições distintas.

Dois parâmetros são obtidos para análise:

- R-Square (R^2): demonstra se a emoção é o fator que explica a variação na média de cada um dos dados (entropia e variância). No caso, quanto maior o R-Square, maior é a significância do fator emoção para as mudanças nas médias;
- p-value: relação que demonstra o quanto pode-se confiar que a média entre os 3 grupos é diferente.

Foi feita análise de variância (ANOVA) entre os dados de entropia / variância, agrupados por voluntário. De acordo com a tabela 3, ANOVA indica que existe alta correlação ($R^2 > 0,70$) entre os valores, tanto de entropia quanto de variância, e os voluntários. Isto demonstra a assinatura térmica facial que de acordo com Prokoski (2000) é única para cada indivíduo, mesmo gêmeos idênticos possuem padrões térmicos diferentes.

Tabela 3. Valores R-squared de entropia e variância vs. voluntário

	Olhos	Testa	Boca	Nariz
R ² para entropia	0.885	0.766	0.872	0.936
R ² para variância	0.849	0.912	0.794	0.959

Como uma forma de descartar a diferença nos valores da entropia e variância de cada região de interesse provocada pela assinatura térmica individual, um voluntário foi selecionado aleatoriamente para análise, o de número 4. Desta forma serão analisadas as diferenças entre humores, sem variações devido à assinatura térmica.

Os valores do conjunto de dados contendo expressões espontâneas para cada bloco da face (testa, olhos, nariz e boca) do voluntário 4 foram analisados. As amostras para entropia e variância agrupadas pelas três emoções foram testados.

As diferenças de valores entre os três grupos de emoções podem ser visualmente observadas nos gráficos da fig. 40.

Figura 40. Entropia e variância vs. emoções por região da face do voluntário 4.

De acordo com os resultados das análises apresentadas na tabela 4 e a informação que as médias para as 3 emoções são significativamente diferentes para todas as análises pois o p-value < 0.0001, obtivemos as seguintes conclusões:

Olhos: a região dos olhos apresentou alta correlação entre as emoções e a entropia ($R^2 = 0,823$) e alta correlação entre as emoções e a variância ($R^2 = 0,783$). O p-value é muito baixo, e por isso pode-se afirmar com pelo menos 95% de confiança que as médias das amostras que representam as 3 diferentes emoções, para a região dos olhos, são diferentes, ou que os dados fazem parte de distribuições normais com médias diferentes.

Testa: a região da testa apresentou alta correlação entre as emoções e a entropia ($R^2 = 0,938$), e baixa correlação entre as emoções e a variância ($R^2 = 0,353$).

Boca: a região da boca apresentou moderada correlação entre ambas entropia ($R^2 = 0,579$) e variância ($R^2 = 0,581$) e as emoções.

Nariz: a região do nariz apresentou alta correlação entre as emoções e a entropia ($R^2 = 0,807$); e alta correlação entre as emoções e a variância ($R^2 = 0,810$). Da mesma forma que a região dos olhos, o p-value também é baixo, e por isso pode-se afirmar com pelo menos 95% de confiança que as médias das amostras que representam as 3 diferentes emoções, para a região do nariz, são diferentes, ou que os dados fazem parte de distribuições normais com médias diferentes.

Portanto, a conclusão final é que existe alta correlação entre a emoção e os valores de entropia / variância, exceto para a região da boca, onde a correlação é moderada. Desta forma, pode-se afirmar que as 4 regiões escolhidas são suficientes para mostrar distinção entre os 3 humores.

Tabela 4. Valores R-squared para entropia e variância vs. expressões, para voluntário #4, considerando o conjunto de dados espontâneo

	Olhos	Testa	Boca	Nariz
R ² para entropia	0.823	0.938	0.579	0.807
R ² para variância	0.783	0.353	0.581	0.810

4.3.2. Rede Neural Artificial classificando Emoções

Como explicado na sessão 2.6 do capítulo 2, a versão atual do jogo desenvolvido no Laboratório de Reabilitação Robótica tem como alvo a reabilitação de punho. O jogo trabalha o movimento flexão/extensão do punho pelo movimento do joystick que aciona o personagem do jogo.

Como componente de estímulo do jogo, existe um placar alvo a ser atingido dentro do tempo de jogo. Nos experimentos este tempo foi programado para 3 min.

O experimento foi dividido em 3 etapas de 1 min. que simularam as 3 expressões ou emoções em estudo: neutro, motivado e sobrecarregado. No caso do jogo não oferecer interação, ou seja, nenhuma noz a ser apanhada, a emoção neutra foi presenciada.

Inerentemente ao propósito de reabilitação do punho, a coordenada onde as frutas começam a cair muda aleatoriamente. Conforme o jogo prossegue e o usuário pega mais nozes com o objetivo de atingir a meta de pontuação, a emoção pode ser contabilizada como motivado. Finalmente, assume-se que a emoção sobrecarregado aparece quando o estímulo externo (mão submersa em água com gelo) foi aplicado.

A primeira medida de motivação foi baseada nas emoções provocadas: neutro e motivado. Para este propósito, uma base de dados de 794 imagens foi dividida em um subconjunto de treinamento contendo 556 imagens ou 70% do conjunto selecionado aleatoriamente, 119 imagens ou 15% para validação e 119 imagens ou 15% para testes. A tabela 5 sintetiza através de matriz de confusão o desempenho da Rede Neural Artificial.

De acordo com esses resultados, as emoções corretamente classificadas em neutro e motivado descrevem um desempenho global de 99,2%.

Tabela 5. Matriz de confusão do conjunto de testes envolvendo expressões provocadas neutro e motivado. 17 neurônios ocultos. Validação mse = 0.0001 na 18ª época

Emoções	Classificação da Rede Neural	
	Neutro	Motivado
Neutro	45 (37,8%)	0 (0,0%)
Motivado	1 (0,8%)	73 (61,3%)

Quando a expressão sobrecarregado foi incluída na análise das emoções provocadas, o desempenho global da rede neural foi reduzido levemente (97,3%), como demonstrado na Tab. 6. Para este caso, uma base de dados contendo respectivamente 346 (27,7%), 540 (43,2%) e 364 (29,1%) de imagens de expressões neutro, motivado, e sobrecarregado foi aleatoriamente dividida em 875 imagens de treinamento, 187 imagens de validação e 187 para testes.

Tabela 6. Matriz de confusão do conjunto de teste envolvendo emoções provocadas neutro, motivado e sobrecarregado. 17 neurônios ocultos. Validação mse = 0.009 na 18ª época

Emoções	Classificação da Rede Neural		
	Neutro	Motivado	Sobrecarregado
Neutro	51 (27,1%)	2 (1,1%)	0 (0%)
Motivado	2 (1,1%)	84 (44,7%)	0 (0,0%)
Sobrecarregado	0 (0%)	1 (0,5%)	48 (25,5%)

Finalmente a tabela 7 mostra o desempenho da Rede Neural Artificial (92,6%) sobre a base de dados formada pelas imagens de emoções provocadas e espontâneas para as três expressões faciais. Uma base de dados contendo 2445 imagens, 752 (30,8%) correspondem à emoção neutra, 930 (38,0%) à motivada e 763 (31,2%) à sobrecarregado, foram avaliadas selecionando-se aleatoriamente os conjuntos de treinamento (1711 ou 70%), validação (367 ou 15%) e teste (367 ou 15%).

Tabela 7. Matriz de confusão do conjunto de teste, desempenho da rede neural sobre a base de dados de imagens de emoções provocadas e espontâneas das expressões neutro, motivado e sobrecarregado. 17 neurônios na camada escondida. Validação mse = 0,04

Emoções	Classificação da Rede Neural		
	Neutro	Motivado	Sobrecarregado
Neutro	106 (28,9%)	2 (0,5%)	2 (0,5%)
Motivado	9 (2,5%)	132 (36%)	1 (0,3%)
Sobrecarregado	0 (0,0%)	13 (3,5%)	102 (27,8%)

Nas fig. 41 e 42 são exibidos exemplos de imagens classificadas incorretamente.

Figura 41. Exemplos de expressão sobrecarregado classificadas incorretamente como motivado.

Figura 42. Exemplos de expressão motivado classificados incorretamente como neutro.

CONCLUSÕES

"Embora ninguém possa voltar atrás e fazer um novo começo, qualquer um pode começar agora e fazer um novo fim." Chico Xavier

Nesta dissertação foi apresentado um método de classificação de emoções de indivíduos em terapia de reabilitação robótica de punho. Partimos da dificuldade enfrentada pelos profissionais da saúde em mensurar o grau de adesão dos pacientes ao tratamento de reabilitação. A dificuldade de aplicar técnicas baseadas em questionários nos pacientes que tiveram a fala comprometida por um AVE nos inspirou a investigar um método não verbal, não invasivo que auxiliasse a classificar emoções.

Com este propósito, uma base de dados contendo imagens térmicas faciais de 8 voluntários foi criada. No total, 2445 imagens de emoções neutra, motivada e sobrecarregada em dois cenários distintos denominados emoções provocadas e espontâneas, foram coletadas e armazenadas.

O processamento de imagens foi feito primeiro com a conversão da imagem em escala de cinza. Em seguida foi aplicado método de segmentação de faces em imagens térmicas e método de divisão da face em quatro regiões de interesse: testa, olhos, nariz e boca. Para quantificar os padrões térmicos associados, as características entropia e variância foram extraídas de cada região de interesse.

Uma rede neural “feedforward”, de três camadas e aprendizado supervisionado foi desenvolvida e avaliada para trabalhar como classificador. Baseado na análise da matriz de confusão, os resultados experimentais apresentaram desempenho de 92,6%.

As informações contidas nas imagens térmicas de indivíduos em terapia robótica demonstraram ser de grande utilidade para inferir o grau de adesão do paciente ao tratamento no contexto de reabilitação robótica com jogos sérios. Espera-se que a detecção automática de emoções em pacientes realizando terapia de reabilitação robótica possa influenciar positivamente o tratamento em relação a alguns parâmetros de desempenho do paciente.

A contribuição do método desenvolvido está na sua simplicidade e aplicação à pacientes em terapia robótica. Em estudos dos métodos existentes de classificação de emoções encontramos trabalhos manuais como, por exemplo, marcação de pontos pré-determinados em cada uma das imagens em estudo, também análises muito complexas (muito interessantes!) baseadas na anatomia muscular facial.

Algumas oportunidades de trabalhos futuros:

1. Estudar e implementar métodos de divisão da face em blocos independente do posicionamento da face;
2. Criar método de análise facial para descarte automático de imagens fora do padrão;
3. Disponibilizar base de dados (2445 imagens térmicas, 8 indivíduos, 3 emoções) na web;
4. Desenvolvimento de sistema em tempo real de análise e classificação de emoções de indivíduos em terapia robótica;
5. Desenvolvimento de interface para envio de parâmetros que possibilitem ao jogo se adaptar, ajustar, reprogramar, segundo alterações emocionais do paciente e desta forma maximizar a experiência do paciente.
6. Testar método desenvolvido nos pacientes em terapia de reabilitação robótica, inclusive em pacientes com os movimentos da face comprometidos. Desta forma, haverá material para comprovar se apenas a variação térmica da face determina a emoção do paciente nas diferentes condições do tratamento;
7. Estudar interface “brain-machine” capaz de capturar e interpretar sinais elétricos cerebrais e correlacioná-los com as imagens térmicas.

REFERÊNCIAS

"A falsa ciência cria os ateus; a verdadeira faz o homem prostrar-se diante da divindade."
Voltaire

ANDRADE, K. O. et al. Rehabilitation robotics and serious games: an initial architecture for simultaneous players. In: BIOSIGNALS AND BIOROBOTICS CONFERENCE, 2013, Rio de Janeiro. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2013. p.1-6.

APPEL, V. C. R. et al. Classifying emotions in rehabilitation robotics based on facial skin temperature. In: BIOMEDICAL ROBOTICS AND BIOMECHATRONICS CONFERENCE, 2014, Sao Paulo. **Proceedings...** Piscataway: IEEE International, 2014.

AZCARATE, A. et al. **Automatic facial emotion recognition**. Amsterdam: Universiteit Van Amsterdam, 2005.

BKIN TECHNOLOGIES. Disponível em:<<http://www.bkintechologies.com/index.cfm?page=products&s=human&t=kinarm&u=images&step=6>>. Acesso em: 20 jun. 2014.

BRADLEY, M. M. et al. Activation of the visual cortex in motivated attention. **Behavioral Neuroscience**, v. 117, n. 2, p. 369-380, 2003.

BRIOSCHI, M. L. **Metodologia de normalização de análise do campo de temperaturas em imagem infravermelha humana**. 2011. 114p. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

BROWN, R.H. Assistive robotics get boost from software developments. **Boston Business Journal**, Dec. 2010. Disponível em:<<http://www.bizjournals.com/boston/blog/mass-high-tech/2010/12/assistive-robotics-get-boost-from-software.html?page=all>>. Acesso em: 20 jun. 2014.

BURDEA, G. Keynote address: virtual rehabilitation-benefits and challenges. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON VIRTUAL REALITY REHABILITATION (Mental Health, Neurological, Physical, Vocational), 2002. **Proceedings...** [S.l.:s.n.], 2002. p.1-11.

CASADIO, M. et al. Braccio di ferro: a new haptic workstation for neuromotor rehabilitation. **Technology and Health Care**, v. 14, n. 3, p. 123-142, 2006.

CAURIN, G. A. et al. Adaptive strategy for multi-user robotic rehabilitation games. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2011, Boston. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2011. p.1395-1398.

DICIONÁRIO online de português. **Emoção**. Disponível em:<<http://www.dicio.com.br/emocao/>>. Acesso em: 24 jun. 2014.

DICTIONARY.com. **Emotion** Disponível em:<<http://dictionary.reference.com/browse/emotion>>. Acesso em: 24 jun. 2014.

DISHMAN, R. K.; ICKES, W. Self-motivation and adherence to therapeutic exercise. **Journal of Behavioral Medicine**, v. 4, n. 4, p. 421-438, 1981.

DISNEY Wiki. **Wall-E (character)**. Disponível em:<[http://disney.wikia.com/wiki/WALL-E_\(character\)](http://disney.wikia.com/wiki/WALL-E_(character))>. Acesso em: 04 mar. 2014.

DOVAT, L. et al. HandCARE: a cable-actuated rehabilitation system to train hand function after stroke. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, , v. 16, n. 6, p. 582-591, 2008.

DREVER, J. **A Dictionary of psychology**. London: Penguin Reference Books, 1952. p.80-81.

EKMAN, P. Methods for measuring facial action. In: SCHERER, K. R. e EKMAN, P. (Ed.). **Handbook of methods in nonverbal behavior research**. New York: Cambridge University Press, 1982.

EKMAN, P.; FRIESEN, W. V. Constants across cultures in the face and emotion. **Journal of Personality and Social Psychology**, v. 17, n. 2, p. 124-129, 1971.

_____. **Facial action coding system**. Palo Alto: Consulting Psychologists Press, Stanford University, 1978.

EKMAN, P.; FRIESEN, W. V.; ELLSWORTH, P. **Emotion in the human face: guidelines for research and an integration of findings**. Oxford: Pergamon Press, 1972.

FASEL, B.; LUETTIN, J. Automatic facial expression analysis: a survey. **Pattern Recognition**, v. 36, n. 1, p. 259-275, 2003.

FLIR. **Flir A325sc affordable and flexible solutions for real-time thermal analysis**. Disponível em:<<http://gotoinfrared.com/Automation/sc300series1.jpg>>. Acesso em: 06 nov. 2013.

FRAUNHOFER INSTITUTE FOR INTEGRATED CIRCUITS. **ShoreTM**. Disponível em:<<http://www.iis.fraunhofer.de/en/bf/bsy/produkte/shore.html>>. Acesso em: 01 ago. 2012.

GARBEY, M. et al. Contact-free measurement of cardiac pulse based on the analysis of thermal imagery. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 54, n. 8, p. 1418-1426, 2007.

GENNO, H. et al. Using facial skin temperature to objectively evaluate sensations. **International Journal of Industrial Ergonomics**, v. 19, n. 2, p. 161-171, 1997.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. Tradução de Cristina Yamagami e Leonardo Piamonte. 3.ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

GUPTA, A. et al. Design, control and performance of RiceWrist: a force feedback wrist exoskeleton for rehabilitation and training. **The International Journal of Robotics Research**, v. 27, n. 2, p. 233-251, 2008.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. H. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, n. 6, p. 610-621, 1973.

HAYKIN, S. S. **Neural networks and learning machines**. [S.l.]: Pearson Education Upper Saddle River, 2009.

HERNÁNDEZ, B. et al. Visual learning of texture descriptors for facial expression recognition in thermal imagery. **Computer Vision and Image Understanding**, v. 106, n. 2, p. 258-269, 2007.

HESSE, S.; SCHMIDT, H.; WERNER, C. Machines to support motor rehabilitation after stroke: 10 years of experience in Berlin. **Journal of Rehabilitation Research and Development**, v. 43, n. 5, p. 671-678, 2005.

HOCKENBURY, D. H.; HOCKENBURY, S. E. **Discovering psychology**. New York: Worth, 2007.

HOGAN, N. Impedance control: an approach to manipulation: part I-part III. **Transactions ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control**, v. 107, p. 1-24, 1985.

HOGAN, N. et al. **Interactive robotic therapist**. US n.5.466.213 A, 6 July 1993, 6 Jan.1994.

HOWARD, I. S.; INGRAM, J. N.; WOLPERT, D. M. A Modular planar robotic manipulandum with end-point torque control. **Journal of Neuroscience Methods**, v. 181, n. 2, p. 199-211, 2009.

INTERNATIONAL MOTION TECHNOLOGIES. **Defining the new practice of rehabilitation for neurologically injured patients in leading institutions around the world**. Disponível em: < <http://interactive-motion.com/online-cd/summary-of-inmotion-value-proposition/> >. Acesso em: 20 jun. 2014.

_____. **InMotions WRIST™ interactive therapy system**. Disponível em: < <http://interactive-motion.com/healthcarereform/upper-extremity-rehabilitation/inmotion-wrist/> >. Acesso em: 20 jun. 2014.

IOANNOU, S.; GALLESE, V.; MERLA, A. Thermal infrared imaging in psychophysiology: potentialities and limits. **Psychophysiology**, 2014. doi: 10.1111/psyp.12243.

KHAN, M. M.; WARD, R. D.; INGLEBY, M. Automated classification and recognition of facial expressions using infrared thermal imaging. In: IEEE CONFERENCE ON CYBERNETICS AND INTELLIGENT SYSTEMS, 2004, Singapore. **Proceedings...** Piscataway: IEEE. p.202-206.

_____. Infrared thermal sensing of positive and negative affective states. In: IEEE CONFERENCE ON ROBOTICS, AUTOMATION AND MECHATRONICS, 2006, Bangkok. **Proceedings...** Piscataway: IEEE. p. 1-6.

_____. Classifying pretended and evoked facial expressions of positive and negative affective states using infrared measurement of skin temperature. **ACM Transactions on Applied Perception**, v. 6, n. 1, p. 1–22, 2009.

KOENIG, A. et al. Psychological state estimation from physiological recordings during robot-assisted gait rehabilitation. **Journal of Rehabilitation Research & Development**, v. 48, n. 4, p. 367-385, 2011.

KREBS, H. I.; CAURIN, G. A. P.; BATTISTELLA, L. Rehabilitation robotics, orthotics, prosthetics for the upper extremity. In: SELZER, M. et al. (Ed.). **Textbook of neural repair and rehabilitation**. Cambridge: Cambridge University Press, 2014. v.2, cap. 17, p.177-189.

KREBS, H. I. et al. A Paradigm shift for rehabilitation robotics. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 27, n. 4, p. 61-70, 2008.

_____. Robot-aided neurorehabilitation. **IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering**, v. 6, n. 1, p. 75-87, 1998.

_____. Overview of clinical trials with MIT-MANUS: a robot-aided neuro-rehabilitation facility. **Technology and Health Care**, v. 7, n. 6, p. 419-423, 1999.

_____. Rehabilitation robotics: performance-based progressive robot-assisted therapy. **Autonomous Robots**, v. 15, n. 1, p. 7-20, 2003.

_____. Robot-aided neurorehabilitation: a robot for wrist rehabilitation. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, v. 15, n. 3, p. 327-335, 2007.

KRZYWICKI, A. T.; HE, G.; O'KANE, B. L. Analysis of facial thermal variations in response to emotion: eliciting film clips. Bellingham: SPIE, 2009. p.734312-734312-11. (SPIE 7343).

LAZARUS, R. S. **Emotion and adaptation**. Oxford: Oxford University Press, 1991.

LIMA, G. **Exoesqueleto, Henry ford, energia e reabilitação [Entrevista]**. Entrevistadora: Marina Goulart, Unesp, Fev. 2014. Disponível em:<<http://glolima.blogspot.com.br/2014/03/entrevista-gilson-lima-exoesqueleto.html>>. Acesso em: 06 mai. 2014.

LISETTI, C. L.; SCHIANO, D. J. Automatic facial expression interpretation: where human-computer interaction, artificial intelligence and cognitive science intersect. **Pragmatics & Cognition**, v. 8, n. 1, p. 185-235, 2000.

LUNESKI, A.; KONSTANTINIDIS, E.; BAMIDIS, P. Affective medicine: a review of affective computing efforts in medical informatics. **Methods of Information in Medicine**, v. 49, n. 3, p. 207-218, 2010.

MACLEAN, N.; POUND, P. A Critical review of the concept of patient motivation in the literature on physical rehabilitation. **Social Science Medicine**, v. 50, n. 4, p. 495-506, 2000.

MACLEAN, N. et al. Qualitative analysis of stroke patients' motivation for rehabilitation. **BMJ**, v. 321, n. 7268, p. 1051-1054, 2000.

MASIA, L. et al. Design and characterization of hand module for whole-arm rehabilitation following stroke. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 12, n. 4, p. 399-407, 2007.

MASIERO, S. et al. Robotic-assisted rehabilitation of the upper limb after acute stroke. **Archives of Physical Medicine and Rehabilitation**, v. 88, n. 2, p. 142-149, 2007.

MEKYSKA, J.; ESPINOSA-DURO, V.; FAUNDEZ-ZANUY, M. Face segmentation: a comparison between visible and thermal images. In: IEEE INTERNATIONAL CARNAHAN CONFERENCE ON SECURITY TECHNOLOGY, 2010, San jose. **Proceedings...** Picastaway: IEEE, 2010. p.185-189.

MERLA, A. et al. Emotion detection through functional infrared imaging: preliminary results. **Biomedical Technologies**, v. 48, n. 2, p. 284-286, 2004.

MICHAELIS moderno dicionário: dicionário de português online. Disponível em:<<http://michaelis.uol.com.br/moderno/portugues/index.php>>. Acesso em: 24 jun. 2014.

MILLER, E. L. et al. Comprehensive overview of nursing and interdisciplinary rehabilitation care of the stroke patient a scientific statement from the American Heart Association. **Stroke**, v. 41, n. 10, p. 2402-2448, 2010.

MORETTI, C. B.; ANDRADE, K. O.; CAURIN, G. A. Physiotherapy support web-based system for rehabilitation robotics: an initial architecture. In: INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, 22., 2013, Ribeirão Preto. **Proceedings...** Ribeirão Preto: [s.n.], 2013.

NEF, T.; MIHELJ, M.; RIENER, R. ARMin: a robot for patient-cooperative arm therapy. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 45, n. 9, p. 887-900, 2007.

OTCBVS benchmark dataset collection. **Dataset 02: IRIS thermal/visible face database**. Disponível em:<<http://www.vcipl.okstate.edu/otcbvs/bench/>>. Acesso em: 01 jul. 2014.

OTSU, N. A Thresholding selection method from gray-level histogram. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 9, n. 1, p. 62-66, 1979.

OXFORD dictionaries: language matters. **Emotion**. Disponível em:<<http://www.oxforddictionaries.com/>>. Acesso em: 24 jun. 2014.

PANTIC, M.; ROTHKRANTZ, L. J. M. Automatic analysis of facial expressions: the state of the art. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 12, p. 1424-1445, 2000.

PAPAGEORGIOU, C. P.; OREN, M.; POGGIO, T. A General framework for object detection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION, 6., 1998, Bombay. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 1998. p.555-562.

PAVLIDIS, I.; LEVINE, J. Thermal image analysis for polygraph testing. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 21, n. 6, p. 56-64, 2002.

PAVLIDIS, I.; LEVINE, J.; BAUKOL, P. Thermal imaging for anxiety detection. In: IEEE WORKSHOP ON COMPUTER VISION BEYOND THE VISIBLE SPECTRUM: Methods and applications, 2000, Hilton Head. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2000. p.104-109.

PAVLIDIS, I. et al. Fast by nature-how stress patterns define human experience and performance in dexterous tasks. **Scientific Reports**, v. 2, 2012.

PHYSIOASSISTANT “BRACCIODIFERRO”. Disponível em:<<http://physioassistant.com/>>. Acesso em: 12 mai. 2014.

PICARD, R. W. **Affective computing**. Cambridge: The MIT Press, 1997. (M.I.T. Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report, n°321).

PROKOSKI, F. History, current status, and future of infrared identification. In: IEEE WORKSHOP ON COMPUTER VISION BEYOND THE VISIBLE SPECTRUM: methods and applications, 2000, Hilton Head. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2000. p.5-14.

PURI, C. et al. StressCam: non-contact measurement of users' emotional states through thermal imaging. In: CHI '05 EXTENDED ABSTRACTS ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, 2005, Portland. **Late breaking results: posters**. New York: ACM, 2005. p.1725-1728.

REDES neurais artificiais. Disponível em:<<http://www.icmc.usp.br/pessoas/andre/research/neural/>>. Acesso em: 10 jun. 2014.

ROBERTSON, J.; JARRASSÉ, N.; ROBY-BRAMI, A. Rehabilitation robots: a compliment to virtual reality. **Schedae**, v. 6, n. 1, p. 77-94, 2010.

ROBOTLAND. **Robotic arm wins European Tech Transfer Award 2012**. Disponível em:< http://robotland.blogspot.com.br/2012_03_01_archive.html>. Acesso em: 20 mai. 2014.

ROSSI, A. Um Robot per la riabilitazione de pzienti colpiti da ictus. **Conoscienza**, fev. 2009. Disponível em:<<http://cono-scienza.fisica.unipd.it/articoli.php?id=34>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

RUF, T.; ERNST, A.; KÜBLBECK, C. Face detection with the sophisticated high-speed object recognition engine (SHORE). In: HEUBERGER, A.; ELST, G.; HANKE, R. (Ed.). **Microelectronic systems: circuits, systems and applications**. Berlin: Springer, 2011. p.237-246.

RUSSELL, J. A. A Circumplex model of affect. **Journal of personality and social psychology**, v. 39, n. 6, p. 1161, 1980.

_____. Is There universal recognition of emotion from facial expressions? A review of the cross-cultural studies. **Psychological Bulletin**, v. 115, n. 1, p. 102, 1994.

SCHERER, K. R. What are emotions? And how can they be measured? **Social Science Information**, v. 44, n. 4, p. 695-729, 2005.

SCHMIDT, H. Roboter helfen bei der reha: technische systeme worden bei der rehabilitation immerbedeutsamer. **TU intern**, Berlin, Apr. 2007. Disponível em:<<http://archiv.pressestelle.tu-berlin.de/tui/07apr/reha.htm>>. Acesso em: 12 mai. 2014.

STEIN, J. et al. A pilot study of robotic-assisted exercise for hand weakness after stroke. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON REHABILITATION ROBOTICS, 2011, Zurich. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2011. IEEE. p.1-4.

_____. Electromyography-controlled exoskeletal upper-limb-powered orthosis for exercise training after stroke. **American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation**, v. 86, n. 4, p. 255-261, 2007.

TAKAHASHI, C. D. et al. Robot-based hand motor therapy after stroke. **Brain**, v. 131, n. 2, p. 425-437, 2008.

VALSTAR, M. F.; GUNES, H.; PANTIC, M. How to distinguish posed from spontaneous smiles using geometric features. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MULTIMODAL INTERFACES, 9., 2007. **Proceedings...** [S.l.]: ACM, 2007. p.38-45.

VIOLA, P.; JONES, M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: IEEE COMPUTER SOCIETY CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2001. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2001, v.I, p.I-511-I-518.

VISUAL recognition. **Emotion**: emotion recognition software. Disponível em:<<http://www.visual-recognition.nl/eMotion.html>>. Acesso em: 14 mai. 2014.

WANG, S. et al. A Natural visible and infrared facial expression database for expression recognition and emotion inference. **IEEE Transactions on Multimedia**, v. 12, n. 7, p. 682-691, 2010.

WANG, S.; LV, S.; WANG, X. Infrared facial expression recognition using wavelet transform. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTER SCIENCE AND COMPUTATIONAL TECHNOLOGY, 2008, Shanghai. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2008. p.327-330.

WANG, S.; SHEN, P.; LIU, Z. Facial expression recognition from infrared thermal images using temperature difference by voting. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON CLOUD COMPUTING AND INTELLIGENT SYSTEMS, 2., 2012, Hangzhou. **Proceedings...** Picastaway: IEEE, 2012. p.94-98.

WHITE, G. et al. Validation of the stroke rehabilitation motivation scale: a pilot study. **Asian Journal of Gerontology & Geriatrics**, v. 7, n. 2, p. 80-7, 2012.

WIKIMEDIA COMMONS. **Não Robot**. Disponível em:<<http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/cf/NAO-Robot.jpg>>. Disponível em: 12 mai. 2014.

YOSHITOMI, Y. et al. Effect of sensor fusion for recognition of emotional states using voice, face image and thermal image of face. In: IEEE INTERNATIONAL WORKSHOP ON ROBOT AND HUMAN INTERACTIVE COMMUNICATION, 9., 2000, Osaka. **Proceedings...** Picastaway: IEEE, 2000. p.178-183.

ZYDA, M. From visual simulation to virtual reality to games. **Computer**, v. 38, n. 9, p. 25-32, 2005.