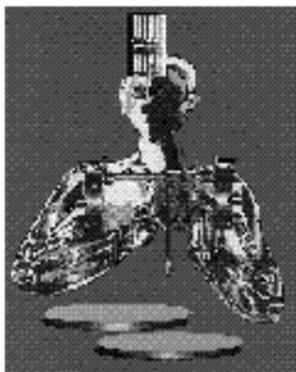




Biossensores



Prof. Teodiano Freire Bastos, Ph.D.

Eng. Eletricista, UFES/1987

Dr. em Ciências Físicas, UCM-Espanha/1995

Pós-Doutorado em Interfaces Cérebro-Computador, UAH/Espanha, 2005

Pós-Doutorado em Próteses de Membro Superior, RMIT University/Austrália, 2012

Núcleo de Tecnologia Assistiva (NTA)

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE)

Programa de Pós-Graduação em Biotecnologia (PPGBiotec)

Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)

Vitória-ES

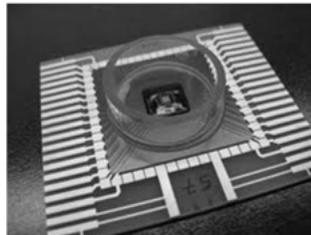
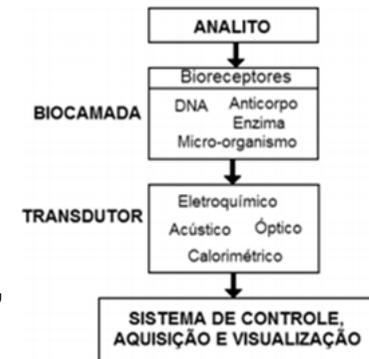


teodiano.bastos@ufes.br

cbeb2020.org

Definição: Biossensores

- **Biossensores são dispositivos analíticos que convertem uma resposta biológica em um sinal elétrico, fornecendo informações analíticas específicas quantitativas através do uso de um elemento de reconhecimento biológico em contato direto com um sistema transdutor**
- **No caso de Biossensores, esse transdutor converte o evento de reconhecimento biológico em um sinal mensurável, que pode ser corrente elétrica ou mudança espectroscópica, em que se vê variação de cor. Por exemplo, a glicose oxidase, quando detecta a glicose, que é o substrato, o analito, ela converte em sinal elétrico**
- **Os Biossensores podem ser utilizados em diferentes aplicações:**
 - Na área médica, para determinar glicose, álcool, DNA, RNA, proteínas, hormônios, vírus, fungos, bactérias
 - Na indústria, para detectar aminoácidos, leveduras, ácidos, etanol
 - Na área ambiental, para determinar pesticidas, fertilizantes, estrogênios, CO, CO₂
 - Na parte de defesa, por exemplo, para identificar antraz, cocaína



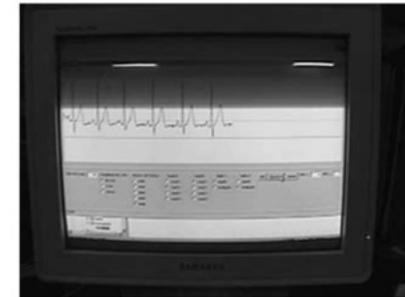
Definição: Biossensores

- **Outros tipos de Biossensores são:**

- Biossensores EMG (Eletromiografia): sinal elétrico, medido com eletrodos, das membranas excitáveis das células musculares, representando potenciais de ação



- Biossensores ECG (Eletrocardiograma): sinal elétrico gerado pela variação na concentração citosólica de íons de cálcio



- Biossensores EEG (Eletroencefalograma): sinal elétrico gerado pela atividade neural do cérebro

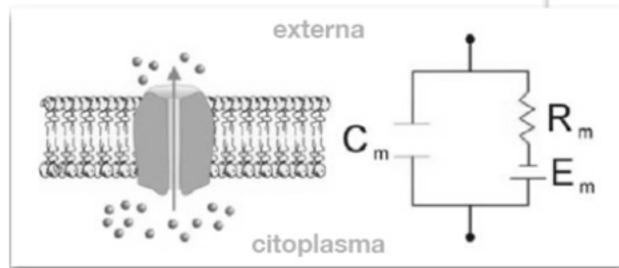
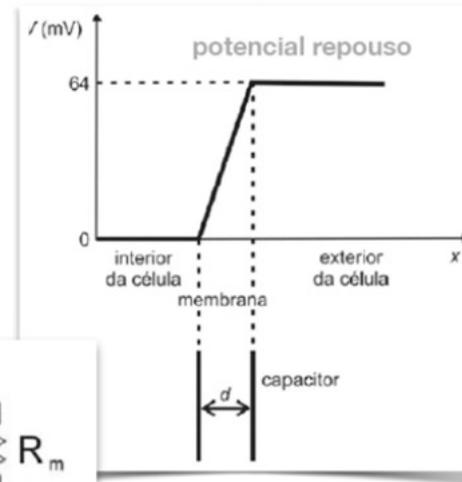


- Biossensores EOG (Eletrooculograma): sinal elétrico gerado pela variação no potencial córtico-retina

- Biossensores de Temperatura: atividade elétrica gerada pela vascularização das artérias

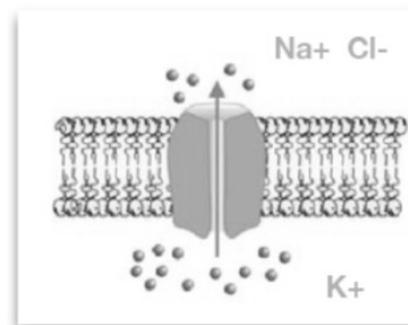
Definição: Biossensores

- Atividade celular na organela mais externa: membrana plasmática (comportamento capacitivo)



- Potencial de Nernst (repouso, não excitáveis)

$$V_{ion\ x} = \frac{RT}{zF} \ln \left(\frac{[X]_e}{[X]_i} \right)$$



Os biopotenciais podem ser associados a atividade elétrica em nível celular, potenciais causados pela diferença de concentração de íons no interior e no exterior da célula. O gradiente de concentração eletroquímica através da membrana semipermeável da célula gera o potencial de Nernst, que é causado pela grande concentração de íons K^+ no interior e Na^+ no exterior, esse é o potencial de repouso.

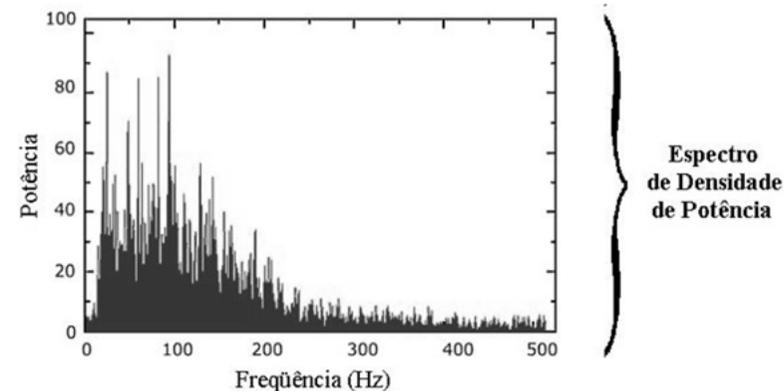
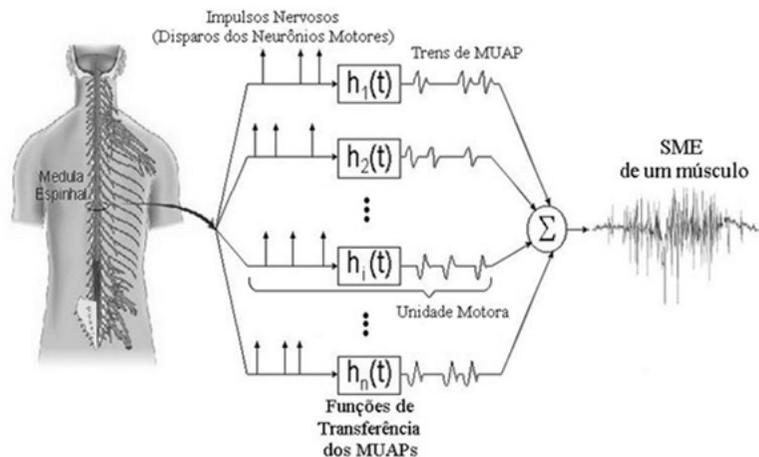
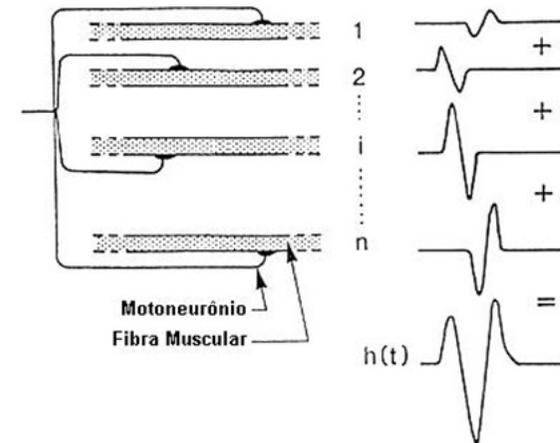
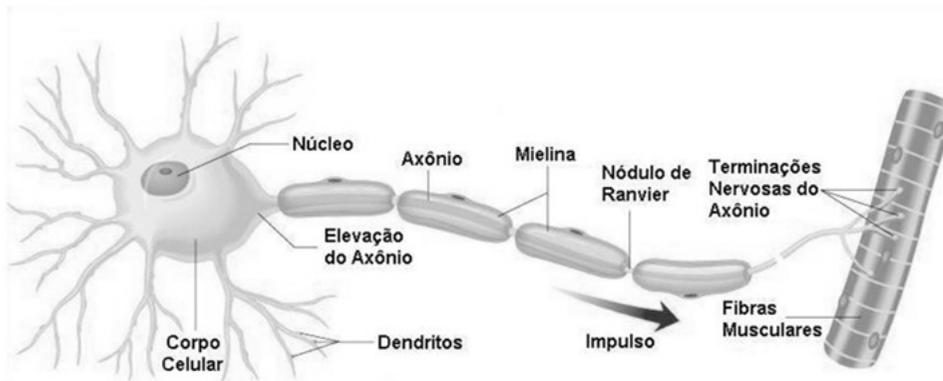
Algumas células são excitáveis e causam o potencial de ação, que resulta de um fluxo intenso de íons através dessa membrana em resposta a um estímulo elétrico ou transiente de carga sobre essa célula. A excitação de células, correspondente à atividade de cada um dos sistemas citados anteriormente, gera corrente no volume condutor do seu entorno se manifestando como potencial no

Biossensor EMG (Eletromiografia)

(quando é superficial, é denominada eletromiografia de superfície – sEMG)

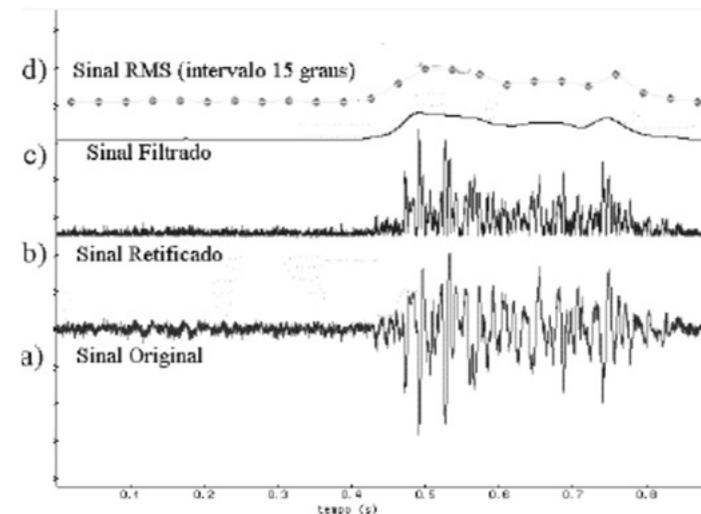
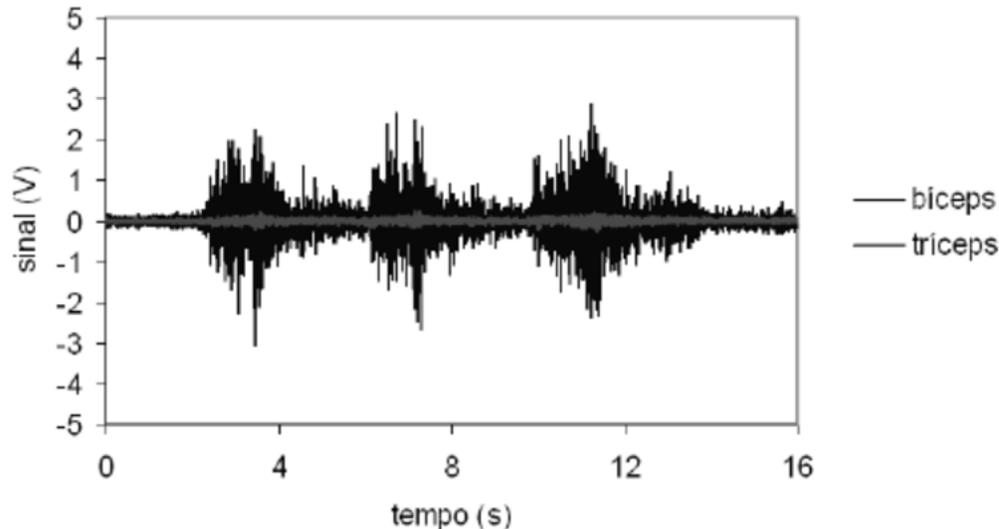
Sinal Mioelétrico (EMG)

- O sinal mioelétrico é produzido pela soma de potenciais de ação gerados por cada fibra muscular, os quais estão relacionados a contrações musculares
- Unidade Motora
 - Neurônio Motor
 - Potencial de ação da unidade motora



Sinal Mioelétrico (EMG)

- O sinal EMG é a somatória de todos os potenciais de ação em um determinado instante, de uma determinada área, devido a determinada ação muscular
- As aplicações típicas dos sinais EMG são nas áreas de reabilitação, ortopedia, ergonomia, neurologia, etc, para:
 - Detecção de sequência e padrão de ativação de músculos
 - Identificação de músculos envolvidos em movimento
 - Acionamento de equipamentos
 - Detecção de fadigas musculares
 - Tempo de reação

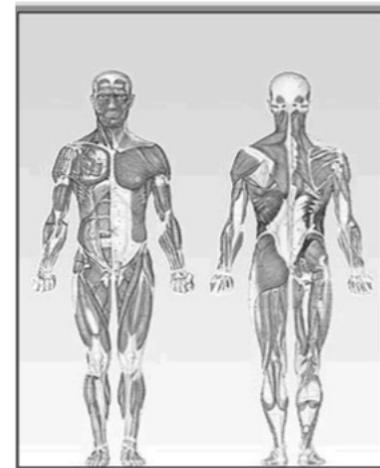


Características dos Sinais EMG

- São sinais:
 - Não-determinísticos
 - Não-periódicos
- Provenientes do potencial de ação que percorre o músculo, fazendo que este se contraia
- A aquisição desses sinais pode ser feita através de eletrodos:
 - Invasivos (de fio ou agulha)
 - Não-invasivos (sEMG – Surface EMG)
- Os eletrodos podem ser dos tipos revestidos de prata ou banhados a ouro para uma melhor medição, mas podem ser usados eletrodos de ferro inoxidável mais baratos
- No final do século passado, alguns cientistas europeus reuniram-se e criaram um Consórcio Europeu denominado “*Surface EMG for the Non-Invasive Assessment of Muscles – SENIAM*” (www.seniam.org), padronizando assim, os locais de colocação dos eletrodos, os tipos de eletrodos e a distância entre os mesmos

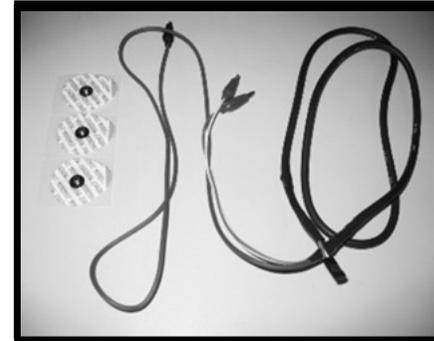
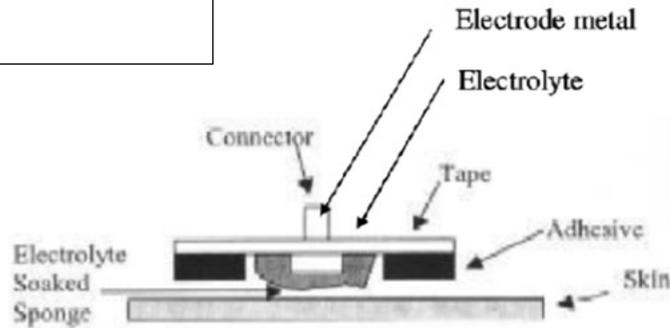
Localização dos Eletrodos de sEMG

- SENIAM fornece recomendações para localização dos eletrodos de sEMG para 30 músculos individuais
- Para cada músculo, o SENIAM fornece uma descrição da anatomia do músculo (subdivisão, origem, inserção, função), uma descrição das recomendações sobre a utilização desses eletrodos, uma descrição da posição e orientação desses eletrodos, e uma descrição da postura inicial e dos testes clínicos para o registro dos sinais do músculo específico
- As recomendações para os músculos individuais são organizadas de acordo com as partes do corpo nas quais os músculos estão localizados (www.seniam.org):
 - Ombro e Pescoço
 - Tronco e Membros Inferiores
 - Braços e Mãos
 - Cintura e Parte Superior das Pernas
 - Parte Inferior das Pernas e Pés



Eletrodos e Aquisição de sEMG

- Os eletrodos convertem fluxos iônicos (corrente elétrica) dos tecidos em sinal elétrico no fio condutor



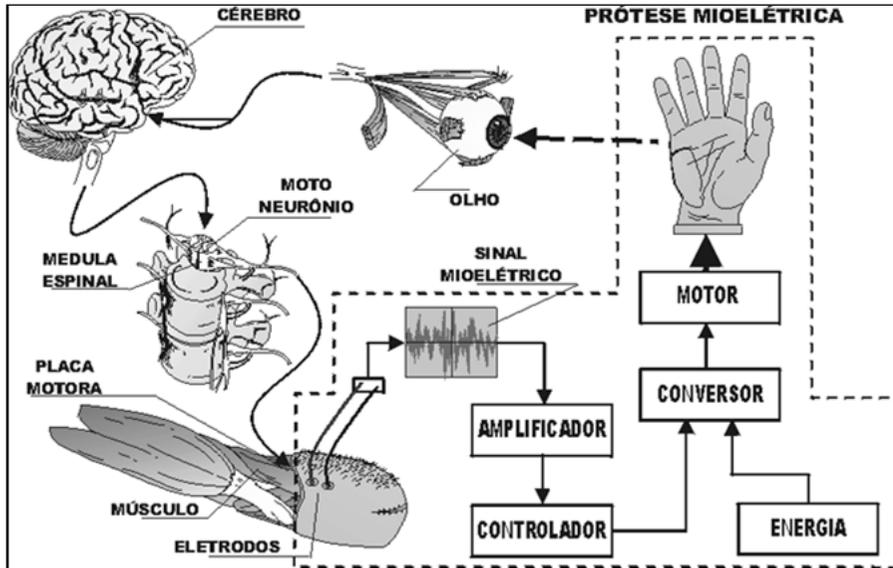
- Antes da aquisição dos sinais, deve ser feita abrasão da pele e limpeza com álcool 70%
- Normalmente se utilizam pares de eletrodos (Ag/AgCl adesivos, com distância inter-eletrodo de 20 mm) em configuração bipolar, e fixação do eletrodo de referência em um local livre de fibras musculares
- Devido à baixa amplitude dos sinais mioelétricos, devem ser utilizados equipamentos de alto ganho e com alta rejeição ao ruído (CMRR)



Sinal	Gama de frequências (Hz)	Gama de amplitudes (mV)
ECG	0.01 – 100	0.05 – 3
EEG	0.1 – 80	0.001 – 1
EOG	0.01 – 10	0.001 – 0.3
EMG	50 – 3000	0.01 – 100

Desenvolvimento de Sensor para Obter sEMG

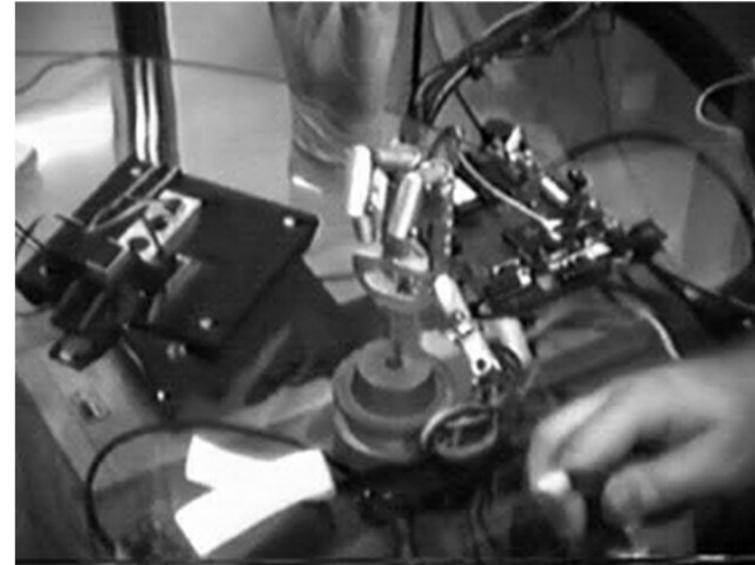
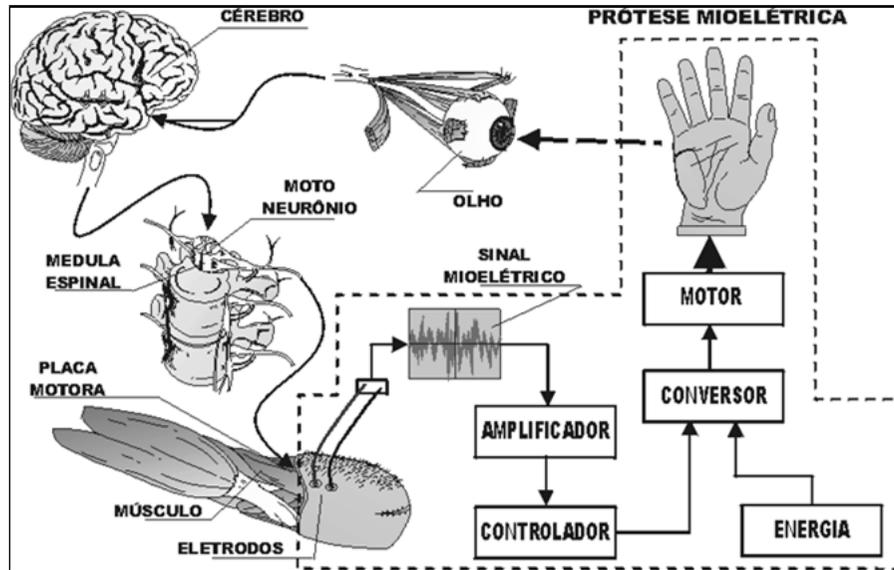
Desenvolvimento de um Sensor sEMG



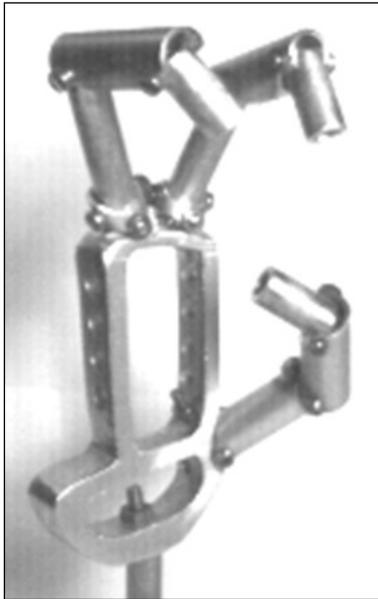
- O sensor sEMG desenvolvido possui as seguintes características:
 - Pré-amplificador com alto CMRR
 - Filtro com largura de banda 20 a 500 Hz, e filtro Notch de 60 Hz
 - Saída do Amplificador: ganho ajustável

Uso dos Sensores sEMG para uma Prótese de Membro Superior

Prótese Robótica de Membro Superior



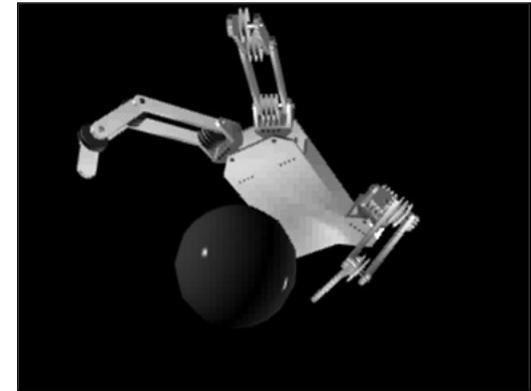
Sistemas Multi-Robôs (Mão Artificial)



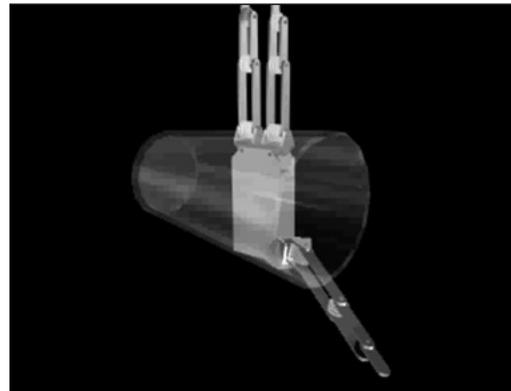
Mão com 13 Graus de Liberdade



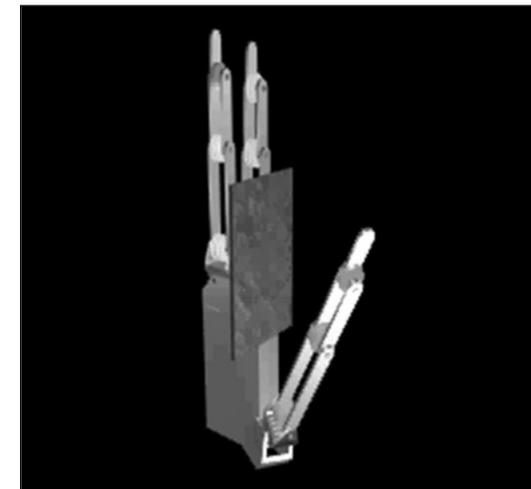
Mão com 12 Graus de Liberdade



Pinça Tridigital



Garra de Força



Garra Composta

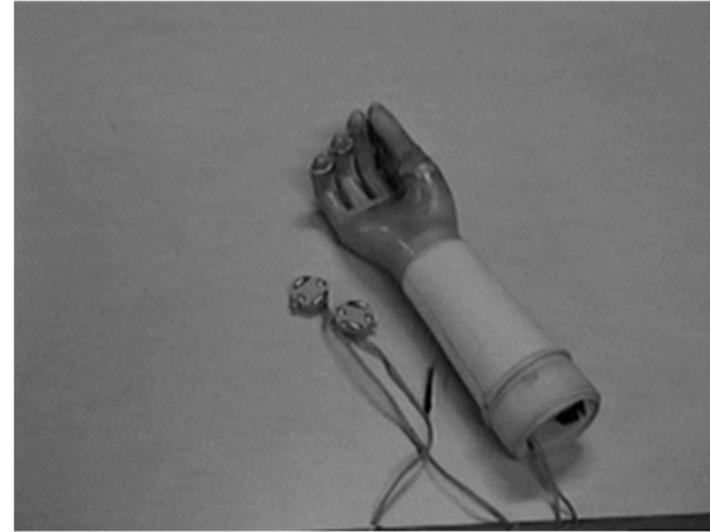
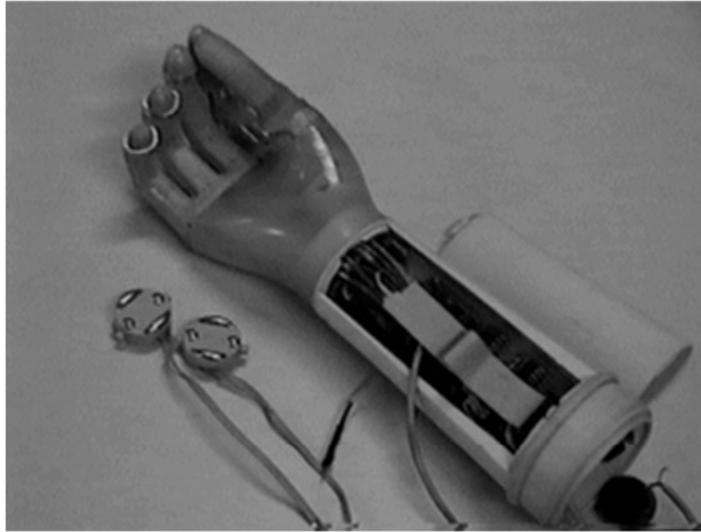
Desenvolvimento de Software de Mão Virtual e Controle de Prótese de Mão



Colaboração com
RMIT University (Australia)



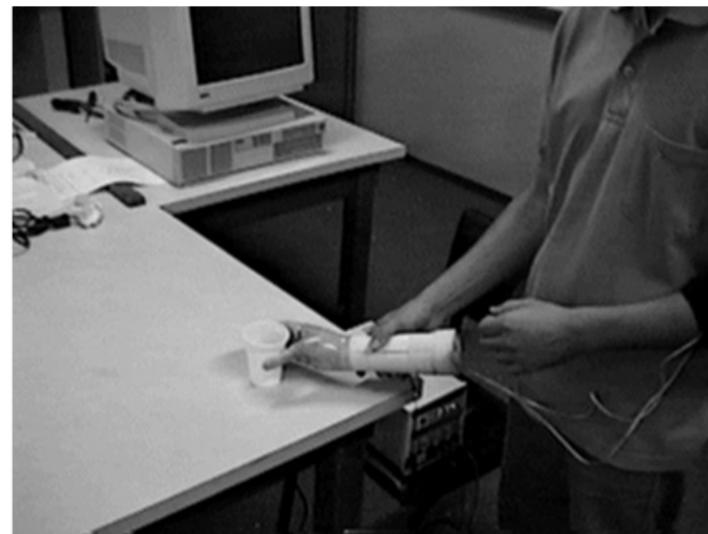
Prótese Mioelétrica



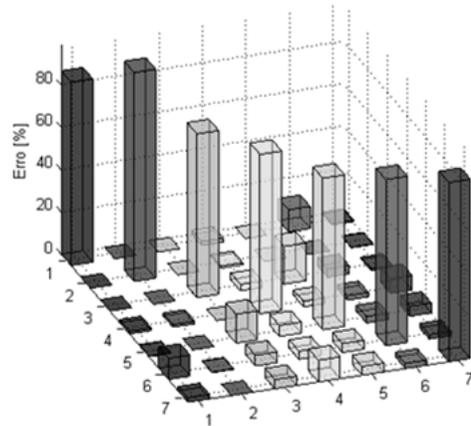
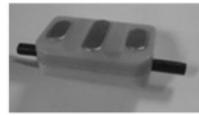
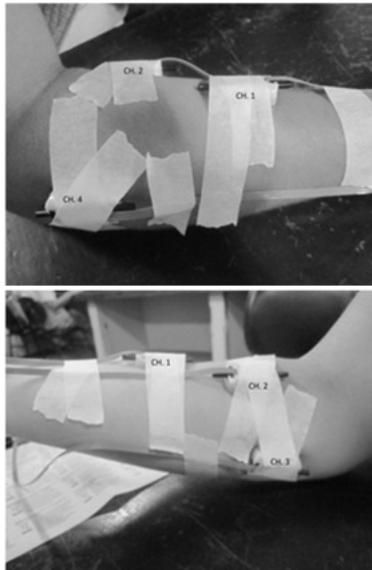
- A prótese de membro superior construída possui um microcontrolador PIC, eletrônica de acionamento da mão artificial, e os seguintes sensores:
- Mioelétrico
- Temperatura (sensores KTY e rede de linearização) $T = 84V - 144 (^\circ\text{C})$
- Força e Deslizamento (sensores FSR) $R = 1.3 \times 10^6 F^{-0.9} (\Omega)$
- Nível de Bateria (rede de resistores)

Prótese Mioelétrica

- **Microcontrolador PIC adquire informações dos sensores e controla a mão artificial**
- **Se a temperatura estiver acima de 45°C, o usuário é alertado (por vibradores). Se a temperatura estiver acima de 60°C, o controlador não permite o fechamento da mão artificial**
- **Se o objeto começar a deslizar ao ser levantado pela mão artificial, o controlador exerce mais força sobre o objeto até que ele deixe de deslizar**



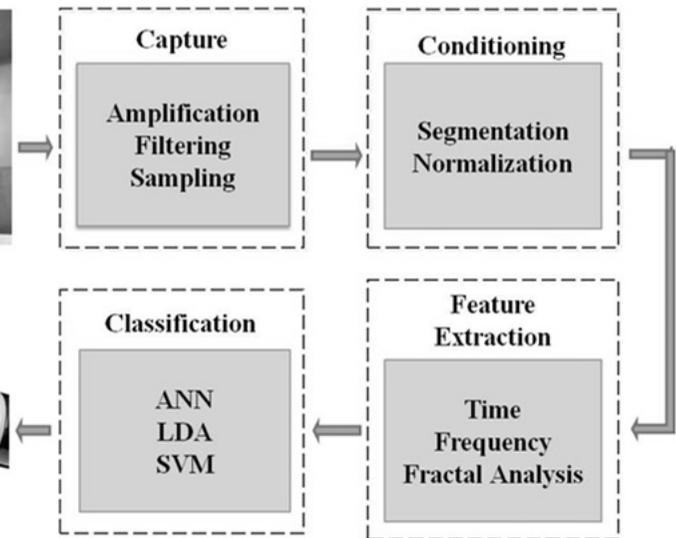
Controle de Prótese de Membro Superior (Mão e Dedos Individuais)



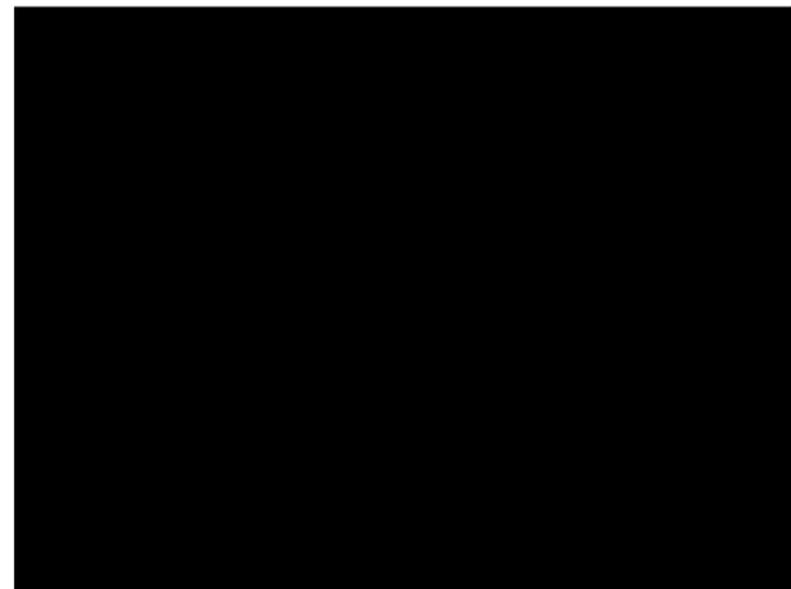
Surface electrodes



Output



Matriz de Confusão – 5 Amputados							
	1	2	3	4	5	6	7
1	86,3	0,0	0,0	1,4	0,3	9,9	2,0
2	0,0	98,4	0,0	1,3	0,0	0,3	0,0
3	0,0	0,0	77,1	0,0	13,6	5,0	4,3
4	1,7	1,0	3,1	75,0	5,1	3,8	10,3
5	0,0	0,0	17,7	2,6	71,3	4,2	4,2
6	10,4	0,0	4,0	2,0	3,0	78,3	2,3
7	0,7	0,3	1,0	7,0	4,6	2,0	84,4



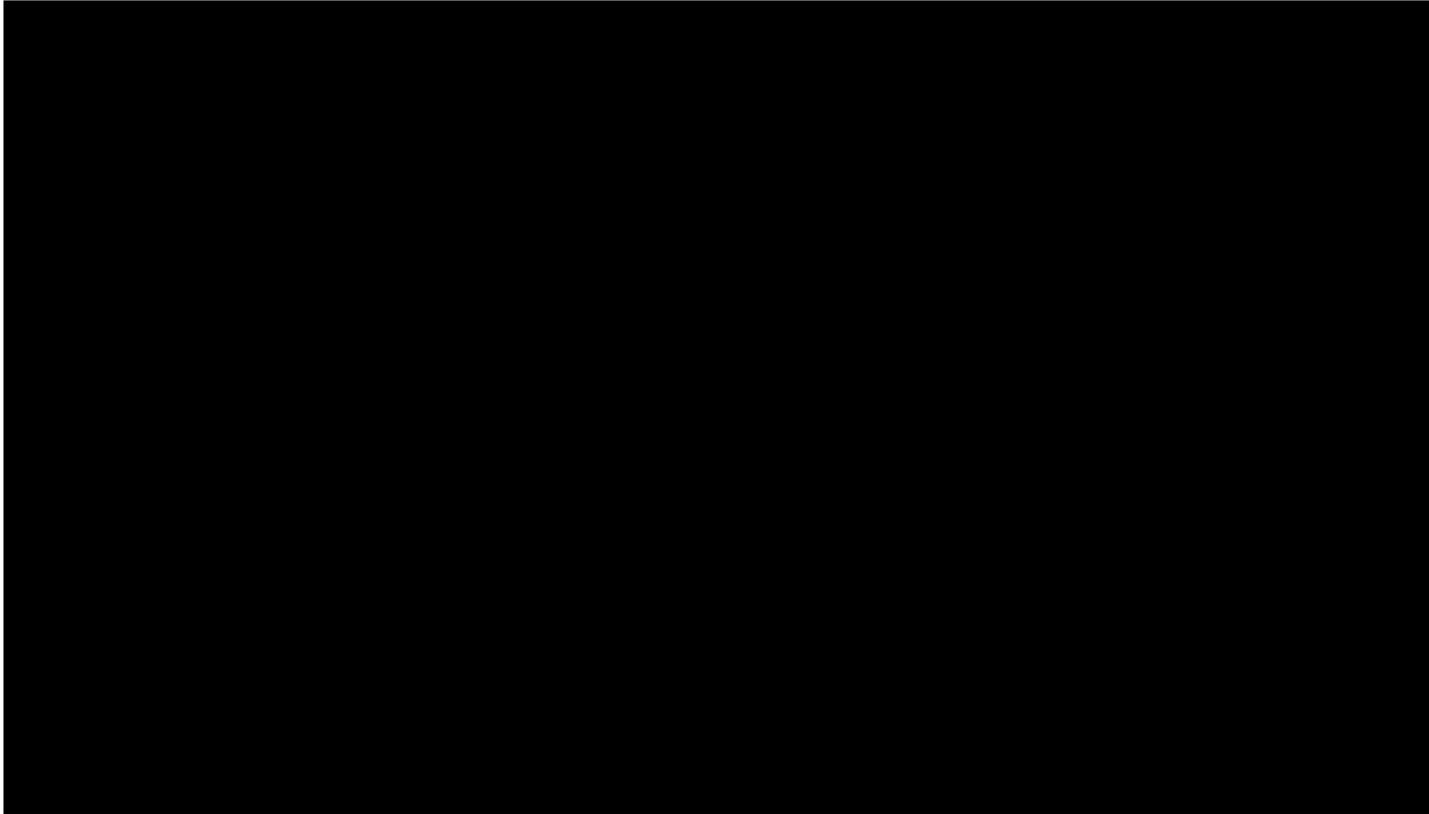
Nova Tecnologia: MYO Arm Band

Myo Armband



- sEMG
- Giroscópio
- Acelerômetro
- Magnetômetro

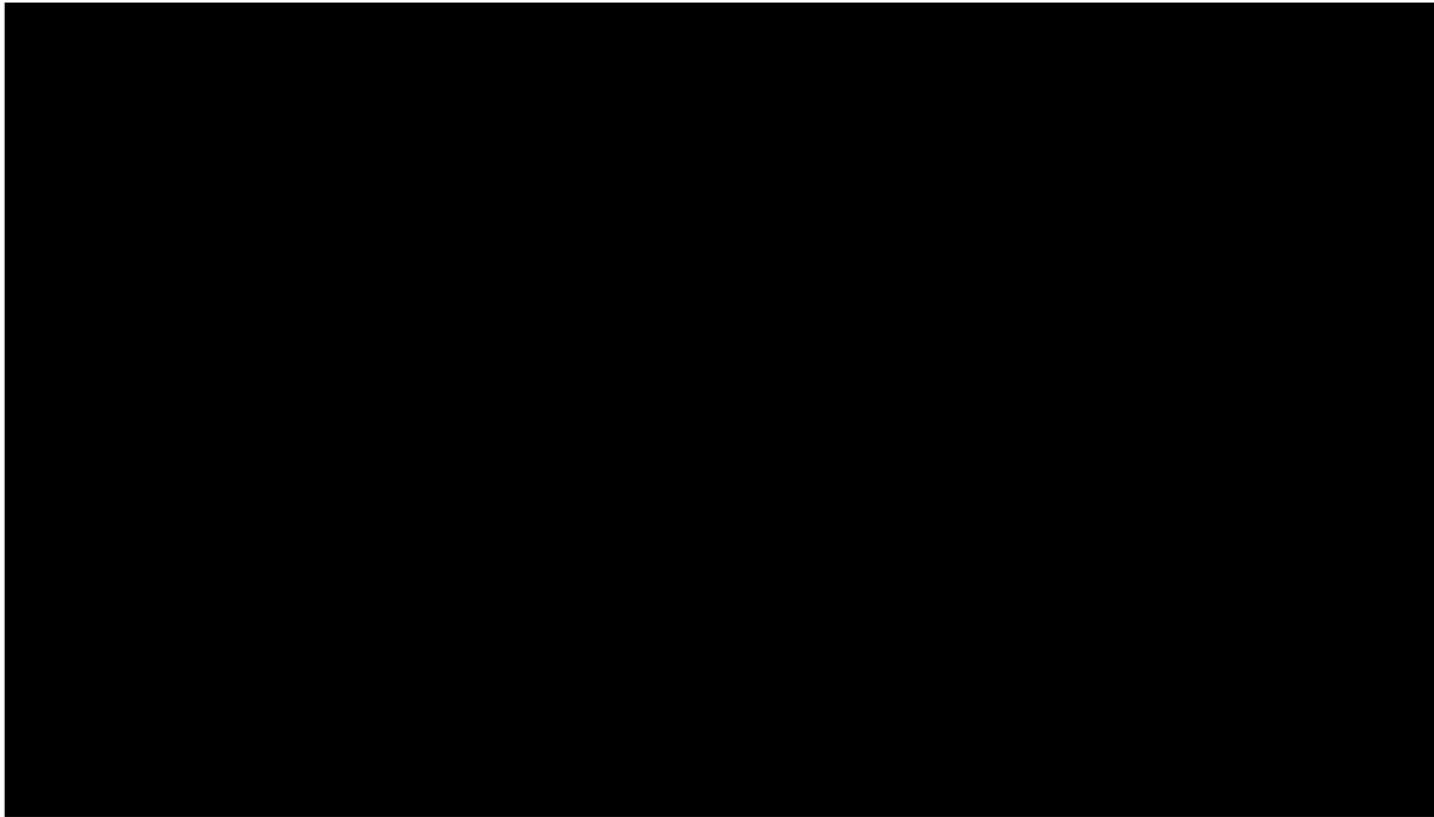
Nova Tecnologia: MYO Arm Band



Reabilitação com MYO Arm Band



Reabilitação com MYO Arm Band

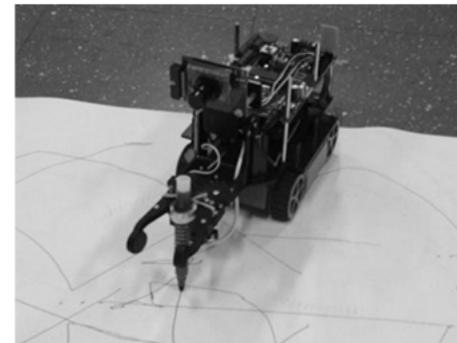
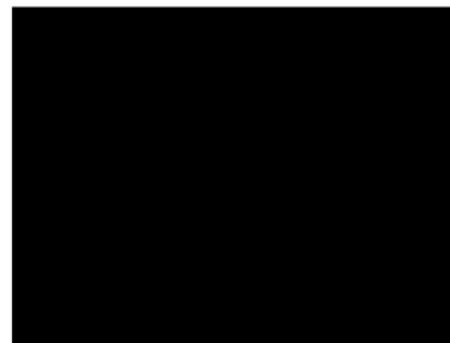
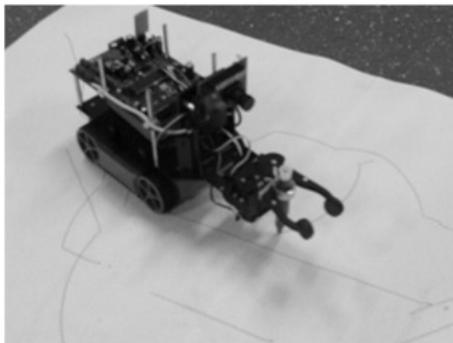
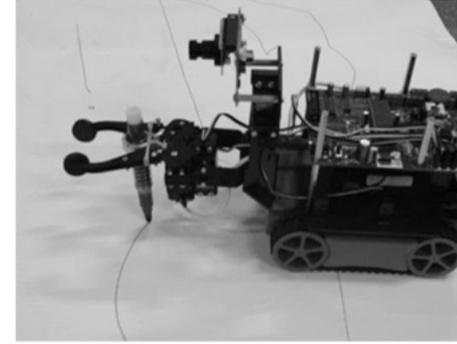
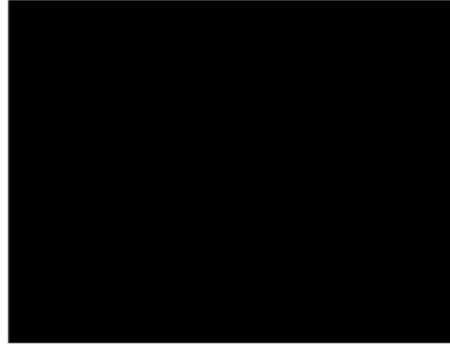
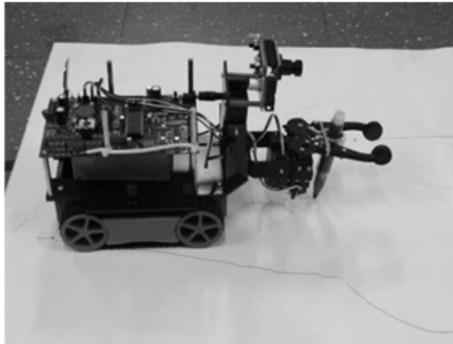


Determinação da Ativação Muscular de Indivíduos com Relato de Lombalgia

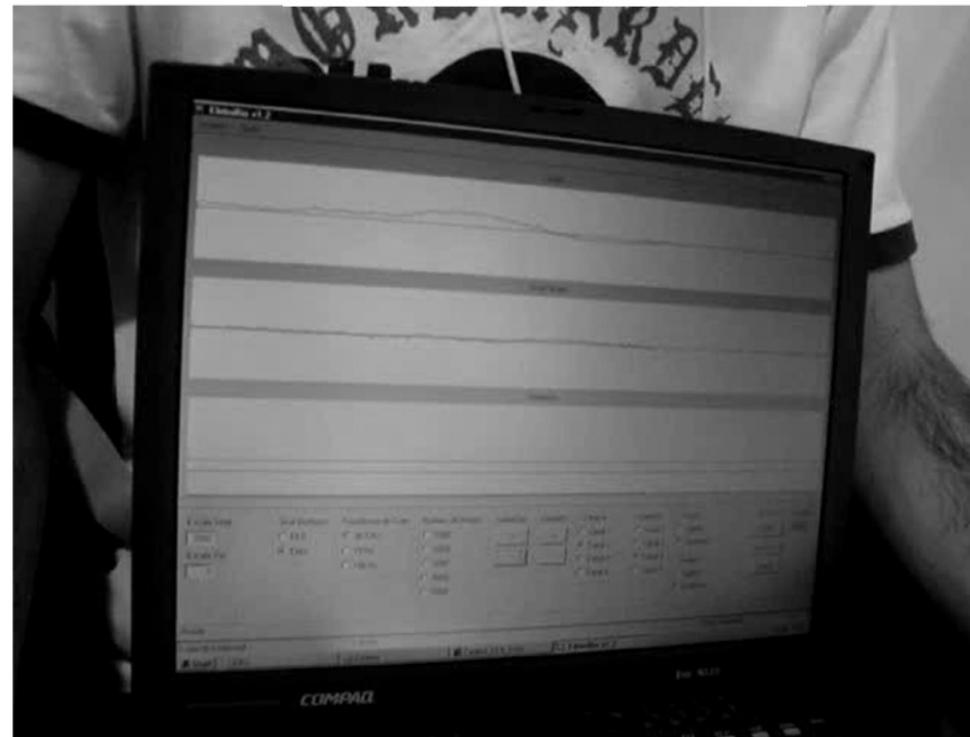
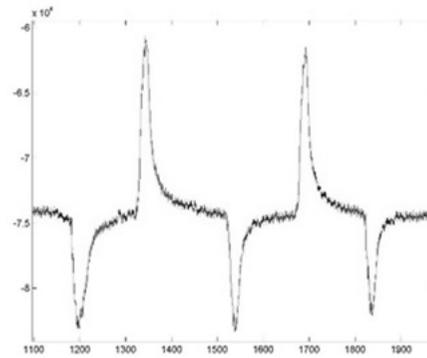


- **Uso do critério funcional de Julie M. Fritz, relacionado à biomecânica, de sinais mioelétricos (sEMG) e imagem ultrassônica dos músculos extensores da coluna lombar para avaliação das atividades dos músculos da coluna vertebral**

Robô Móvel Comandado por sEMG



Controle de Cadeira de Rodas Robótica por Piscadas de Olhos (sEMG)



Avaliação da Marcha Humana com Andador

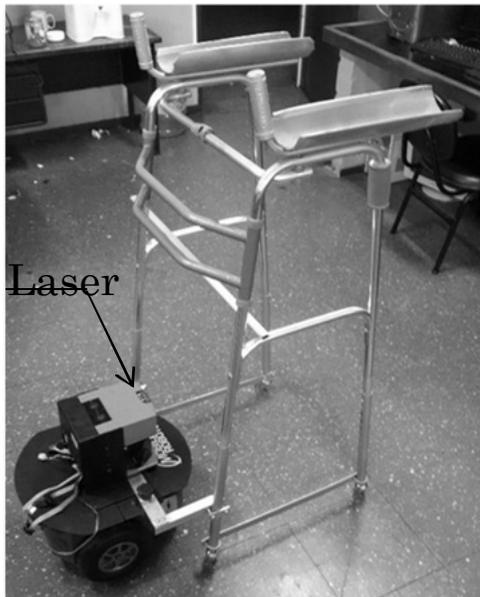
- Foram realizados testes prévios com um andador tradicional para avaliar a marcha humana, com base na medida de sinais mioelétricos
- É utilizado um equipamento de aquisição de sinais (EMG Systems do Brasil)
- Os sinais são processados *off-line*



Vídeo

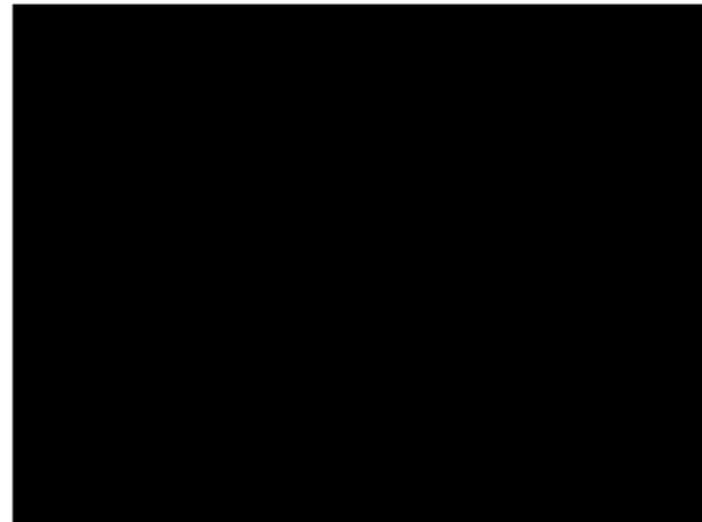
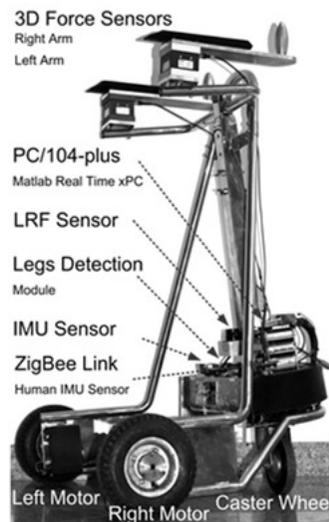
Desenvolvimento de Andador Robótico (Smart Walker)

- O andador tradicional é acoplado a um robô móvel a rodas para permitir que uma pessoa com deficiência possa se locomover-se pelo ambiente, sem a necessidade de que a pessoa tenha que estar sentada em uma cadeira de rodas
- Um sensor laser instalado no robô móvel mede a distância às pernas do usuário (inferindo sua velocidade), e ajustando assim a velocidade linear e angular do robô



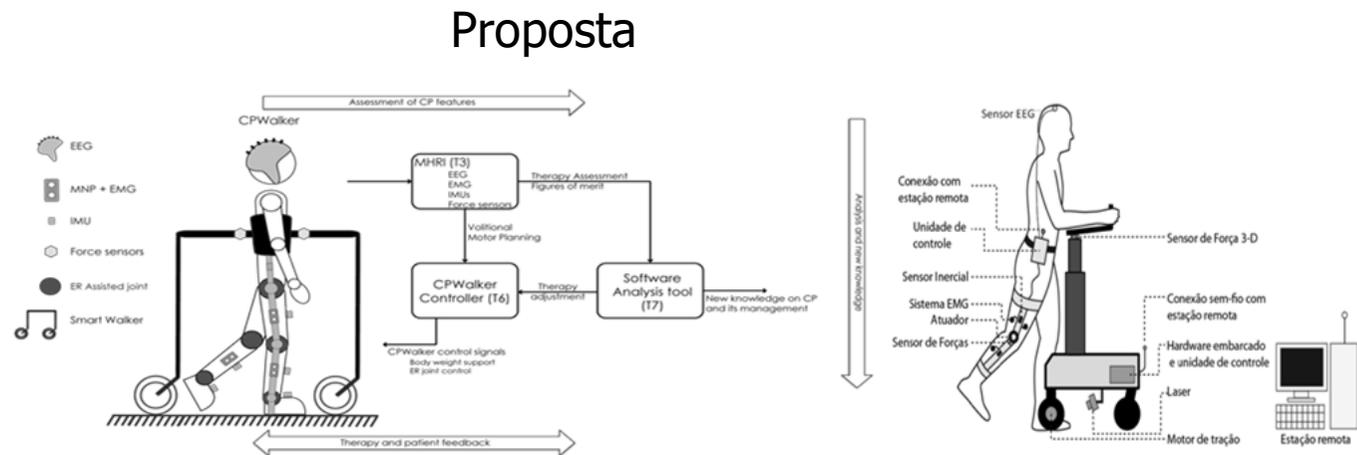
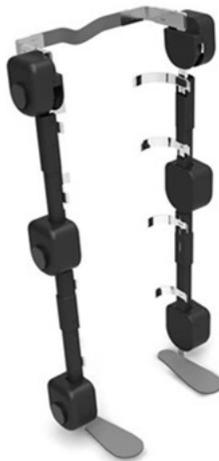
Desenvolvimento de Andador Robótico (Smart Walker)

- Com base nos resultados das pesquisas anteriores, foi desenvolvido um andador robótico para auxiliar a pessoa com deficiência a locomover-se pelo ambiente
- O andador robótico possui sensores de força que podem inferir a direção do movimento desejada pelo usuário, e sensor laser que medem a distância às pernas do usuário, para comandar os motores do andador robótico, de acordo com a velocidade de sua marcha

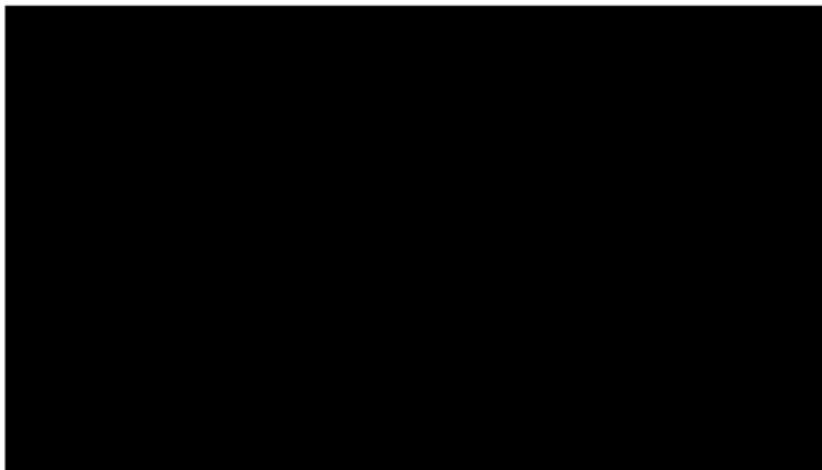
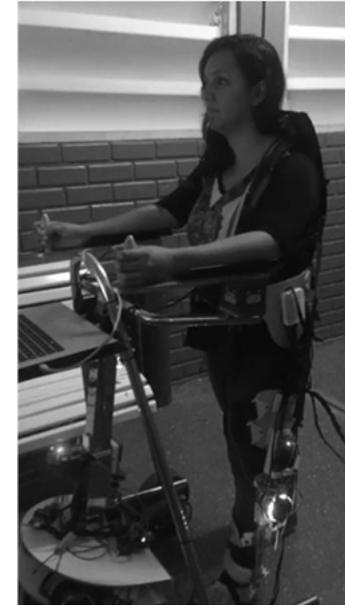


Desenvolvimento de Exoesqueleto Híbrido (Andador Robótico + Órtese)

- Atualmente está sendo desenvolvido um novo sistema, que é um exoesqueleto híbrido, o qual se compõe do andador robótico em conjunto com uma órtese de membro inferior
- O exoesqueleto é comandado por sinais cerebrais (EEG), através de eletrodos localizados na região motora, e sinais mioelétricos (sEMG), através de eletrodos localizados no membro inferior do usuário. São também utilizados sensores inerciais instalados na órtese

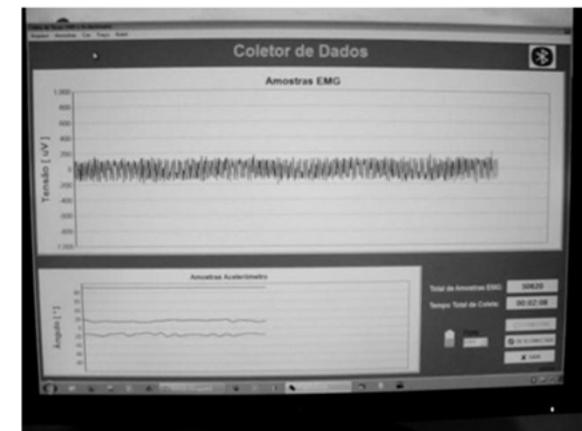
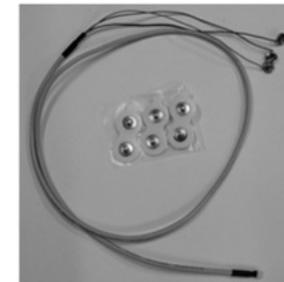
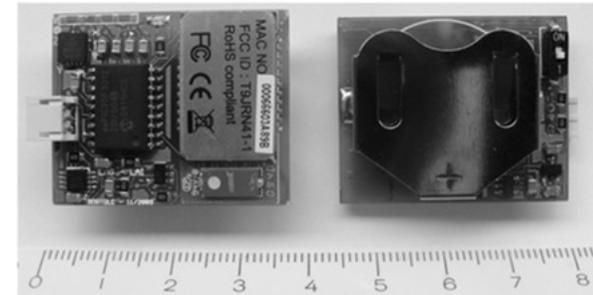


Desenvolvimento de Exoesqueleto Híbrido (Andador Robótico + Órtese)



Dispositivo para Avaliação Biomotora e Biomecânica

- Foi desenvolvido um sensor híbrido (baseado em acelerômetro e em sensores mioelétricos) que permite capturar a inclinação do segmento do corpo e o esforço muscular produzido
- O sensor desenvolvido é de interesse para as áreas de Robótica, Fisioterapia e Esportes:
 - Em Robótica, o sensor é utilizado para:
 - comandar a cadeira de rodas robótica, utilizando qualquer movimento voluntário do usuário
 - comandar um robô móvel a rodas, dotado de garra, por crianças com deficiência motora severa
 - medir os movimentos de pessoas com deficiência
 - Em Fisioterapia para:
 - medir os ângulos de movimento dos exercícios fisioterápicos
 - Em Esportes para:
 - Avaliar os ângulos de movimentos dos esportistas

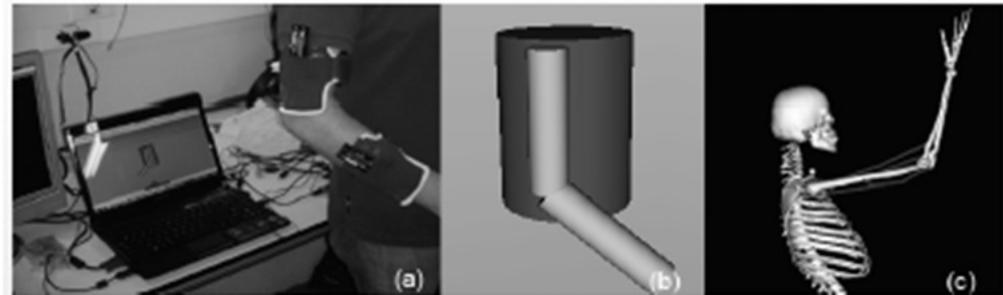


Dispositivo para Avaliação Biomotora e Biomecânica



Avaliação de Inclinação de Braços e Pernas

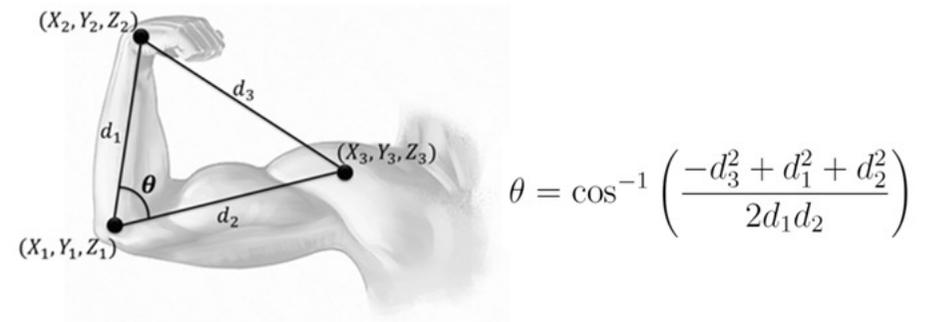
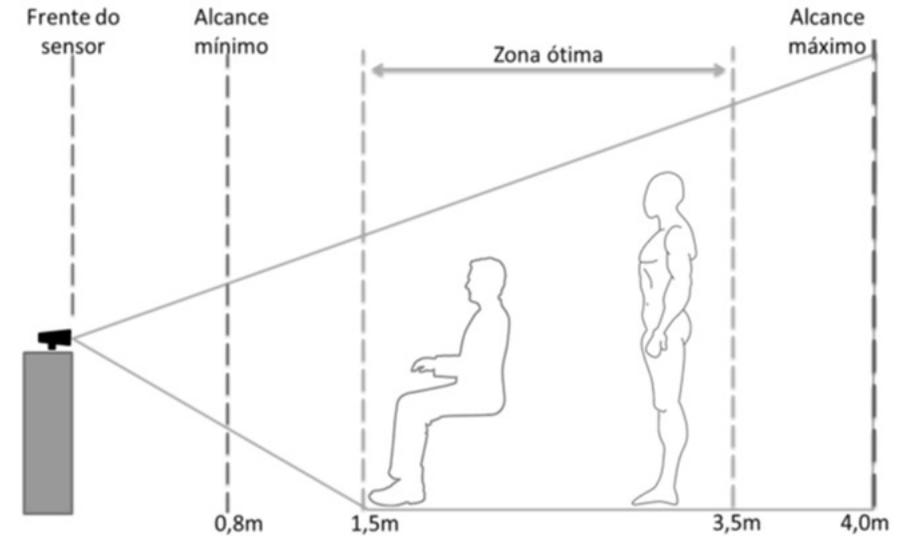
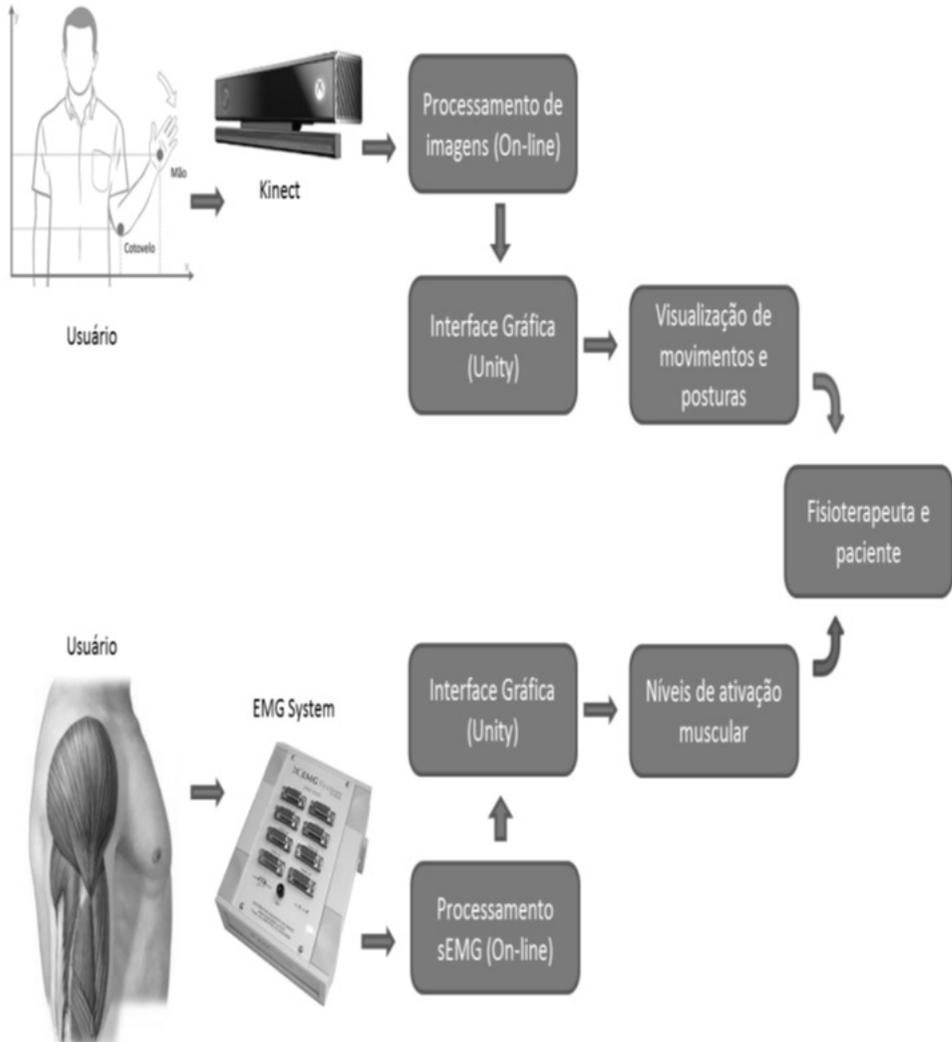
- Avaliação biomotora e bioelétrica dos movimentos humanos
- Um eletrogoniômetro valida as medidas realizadas com o sensor híbrido
- Um sistema de realidade virtual interativo é utilizado para otimizar as sessões de terapia de reabilitação



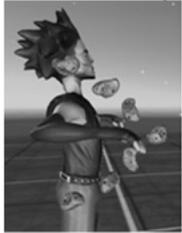
Vídeo



Jogos Sérios Baseados em Realidade Virtual, Kinect e sEMG



Jogos para Reabilitação de Membros Superiores



•Muestra el avatar tratando de alcanzar los siete objetivos fijos flotando

Game 1

Game 2

•Muestra cada uno de los siete objetivos virtuales de manera independiente flotando y apareciendo em secuencia

•Los objetivos virtuales aparecen de manera independiente y alternando entre el lado derecho e izquierdo

Game 3

Configuração

Nome:

Idade:

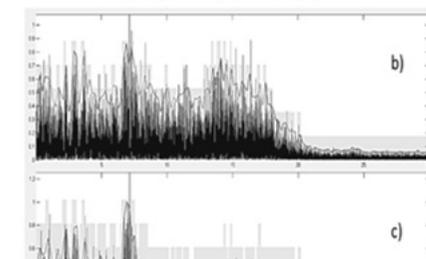
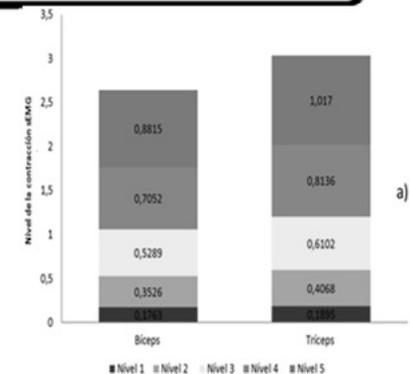
Genero: Masculino Feminino

Amplitude Angular (graus): 20 45 90
 135 160

Braço: Direito Esquerdo Ambos

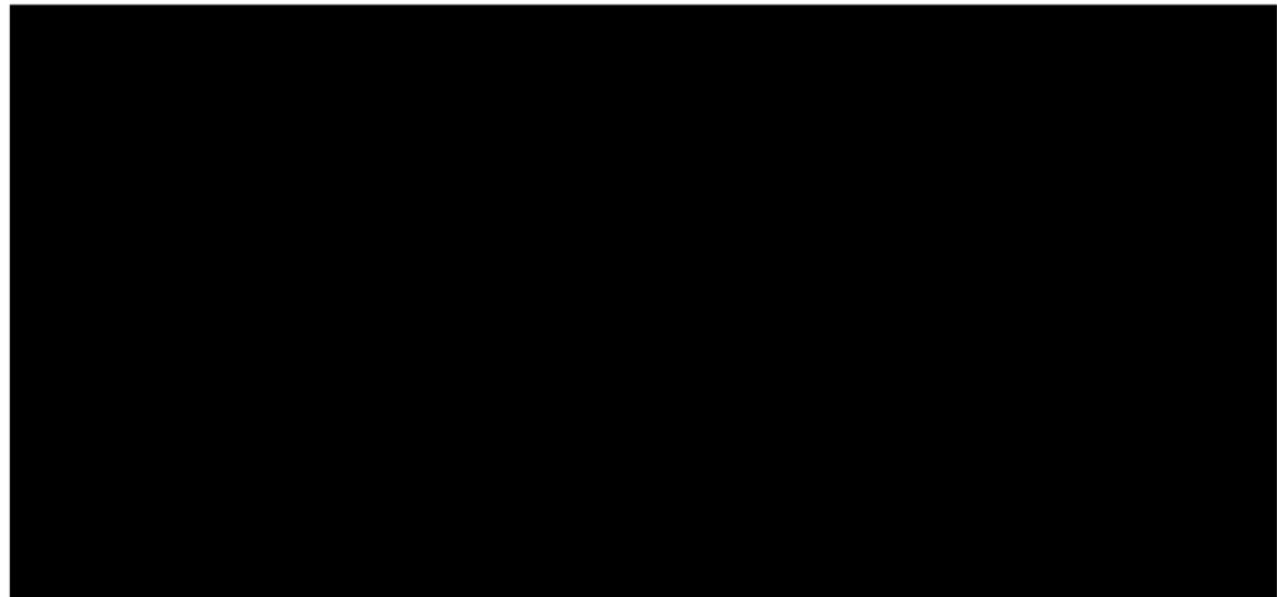
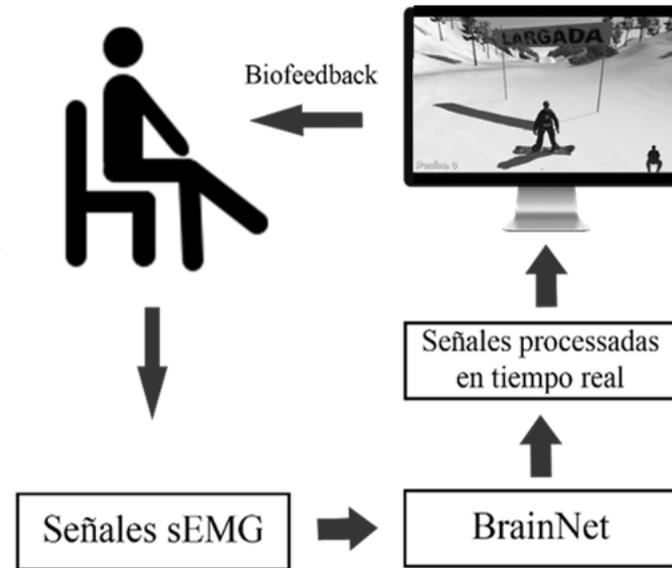
Duração do Jogo (mins): 1 2 3

Tipo de Lesão: Lesão 1 Lesão 2 Lesão 3



Jogos para Reabilitação de Membros Inferiores

- O sistema simula atividades de esqui, na qual o esquiador deve chegar à base da montanha. O avatar deve saltar várias rampas
- O sujeito deve estar sentado. Quando o esquiador se aproxima da rampa, o sujeito deve preparar-se para executar o movimento de flexão e extensão da perna

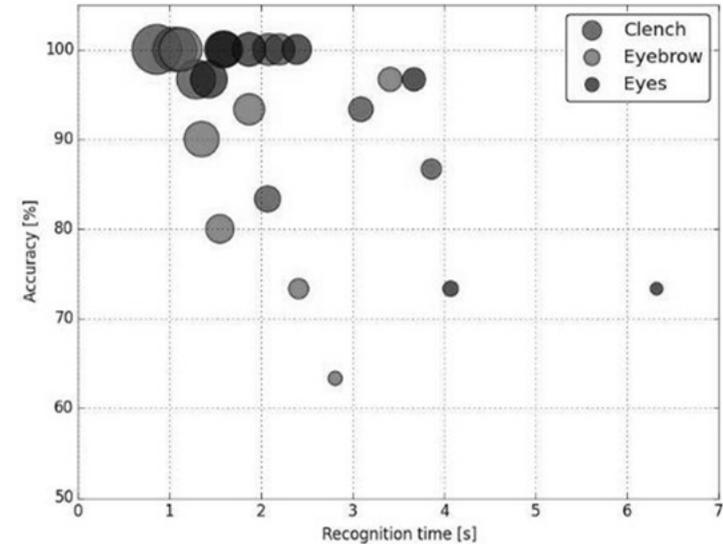


Controle de Equipamentos do Ambiente por EOG e sEMG

Sujeitos	Precisão [%]	Tempo [s]	Utilidade [bits/min]
1	100	1.06	58.80
2	100.00	0.86	72.60
3	97.00	1.29	45.18
4	100.00	2.08	30.00
5	93.00	3.09	17.52
6	83.00	2.07	20.13
7	87.00	3.86	11.87
8	100.00	2.20	28.38
Média	95.00	2.06	35.56
Movimento de sombrancelhas			
1	-	-	-
2	90.00	1.35	37.20
3	100.00	1.12	55.80
4	93.00	1.87	28.92
5	73.00	2.41	12.00
6	80.00	1.55	24.18
7	97.00	3.41	17.10
8	63.00	2.81	5.88
Média	85.00	2.07	25.87
Movimento dos olhos (EOG)			
1	100.00	1.60	39.00
2	100.00	1.58	39.60
3	100.00	1.87	33.60
4	73.00	6.32	4.56
5	100.00	2.39	26.15
6	97.00	1.43	40.79
7	73.00	4.07	7.16
8	97.00	3.67	15.89
Média	93.00	2.87	25.85

← **Tabela 1. Resumo de resultados para controle sEMG/EOG**

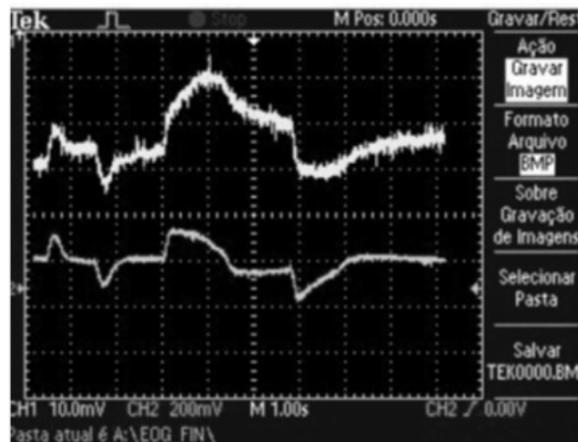
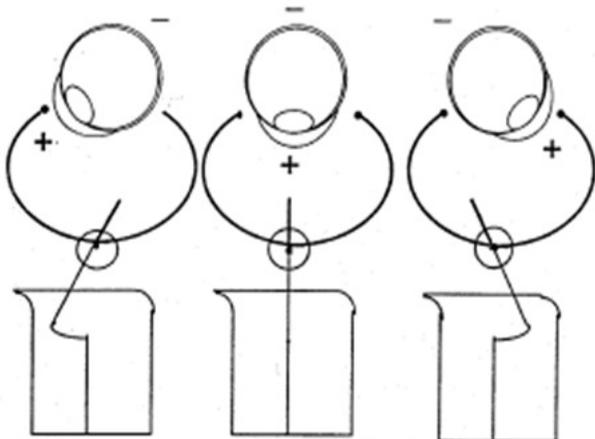
Comparação entre controle do sistema para diferentes movimentos musculares e velocidade de reconhecimento



Biossensor EOG (Eletrooculograma)

EOG

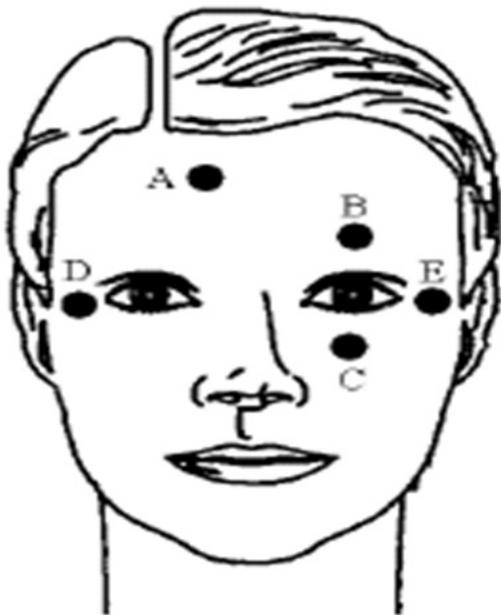
- O EOG é um sinal elétrico gerado pela variação do potencial entre a córnea e a retina (PCR – Potencial Córneo-Retina)
- Varia de 0,001 a 0,3 mV (linearmente proporcional ao deslocamento dos olhos)
- Possui frequência de 0,01 a 10 Hz
- O PCR é determinado pela medição da hiperpolarização e despolarização das células nervosas na retina
- Os olhos humanos são um dipolo elétrico, com o polo negativo no fundo dos olhos, e o polo positivo na córnea



Sinal	Gama de frequências (Hz)	Gama de amplitudes (mV)
ECG	0.01 – 100	0.05 – 3
EEG	0.1 – 80	0.001 – 1
EOG	0.01 – 10	0.001 – 0.3
EMG	50 – 3000	0.01 – 100

Posicionamento dos Eletrodos de EOG

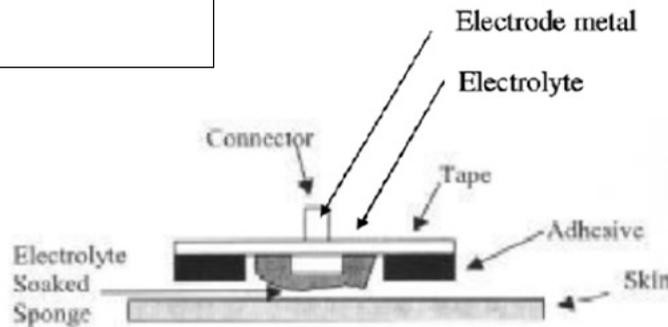
- Dois eletrodos são localizados ao lado dos olhos: movimento horizontal
- Dois eletrodos são localizados acima e abaixo de um dos olhos: movimento vertical
- Um eletrodo é localizado na testa: referência



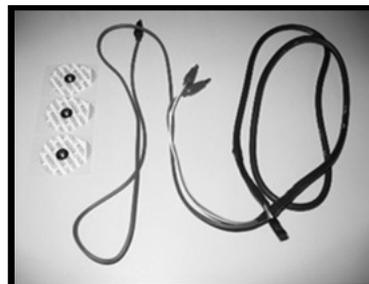
- Os eletrodos indicam a posição dos olhos em relação à cabeça
- A DDP entre D e E indicam a posição horizontal
- A DDP entre B e C indicam a posição vertical
- O sinal EOG muda aproximadamente $20 \mu\text{V}$ para cada grau de movimento do olho

Características dos Eletrodos de EOG

- Podem ser do tipo reutilizáveis (eletrodos biopotenciais: Ag-AgCl)
- Devido à baixa amplitude dos sinais EOG, devem ser utilizados equipamentos de alto ganho e com alta rejeição ao ruído (CMRR)



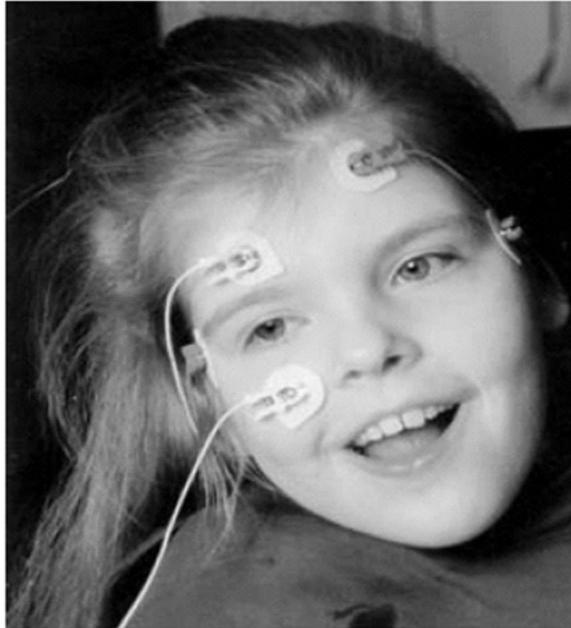
ELETRODOS	Sinais Principais / Características
Prata e Prata/Cloreto de Prata	ECG / Boa condutividade e baixo potencial de junção
Banhados a Ouro	EEG / bons condutores e inertes, alto custo e potencial de junção maior (comparado ao prata)
Polímeros adesivos	Não recomendados para sinais com muito ruídos, apresentam um baixo custo.
Agulhas	Invasivo, agulhas de aço. Normalmente utilizadas em músculos muito internos.



Sinal	Gama de frequências (Hz)	Gama de amplitudes (mV)
ECG	0.01 – 100	0.05 – 3
EEG	0.1 – 80	0.001 – 1
EOG	0.01 – 10	0.001 – 0.3
EMG	50 – 3000	0.01 – 100

Problemas com Sinais EOG

- O sinal é raramente determinístico: não é igual para a mesma pessoa em diferentes experimentos
- Dependente de vários fatores: movimento e rotação dos olhos, movimento das pálpebras, movimento da cabeça, influência da iluminação e dos eletrodos

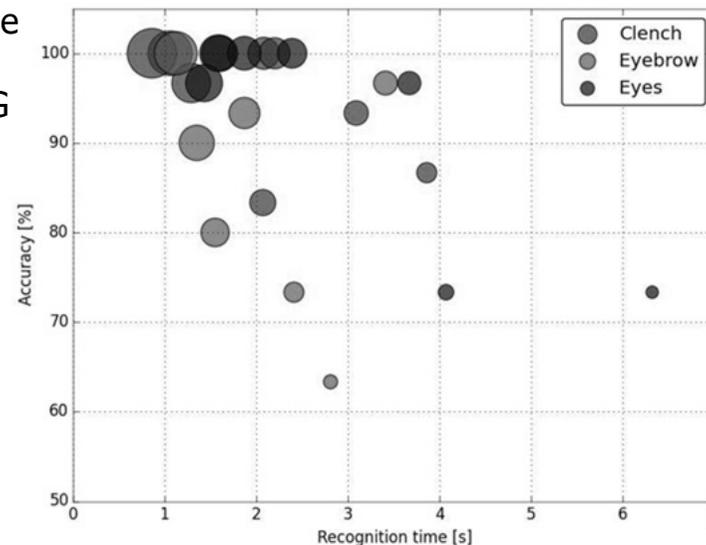


Controle de Equipamentos do Ambiente por EOG e sEMG

Mastigação prolongada			
Sujeitos	Precisão [%]	Tempo [s]	Utilidade [bits/min]
1	100	1.06	58.80
2	100.00	0.86	72.60
3	97.00	1.29	45.18
4	100.00	2.08	30.00
5	93.00	3.09	17.52
6	83.00	2.07	20.13
7	87.00	3.86	11.87
8	100.00	2.20	28.38
Média	95.00	2.06	35.56
Movimento de sombrancelhas			
1	-	-	-
2	90.00	1.35	37.20
3	100.00	1.12	55.80
4	93.00	1.87	28.92
5	73.00	2.41	12.00
6	80.00	1.55	24.18
7	97.00	3.41	17.10
8	63.00	2.81	5.88
Média	85.00	2.07	25.87
Movimento dos olhos (EOG)			
1	100.00	1.60	39.00
2	100.00	1.58	39.60
3	100.00	1.87	33.60
4	73.00	6.32	4.56
5	100.00	2.39	26.15
6	97.00	1.43	40.79
7	73.00	4.07	7.16
8	97.00	3.67	15.89
Média	93.00	2.87	25.85

← Tabela 1. Resumo de resultados para controle sEMG/EOG

Comparação entre controle do sistema para diferentes movimentos musculares e velocidade de reconhecimento →



Novas Propostas

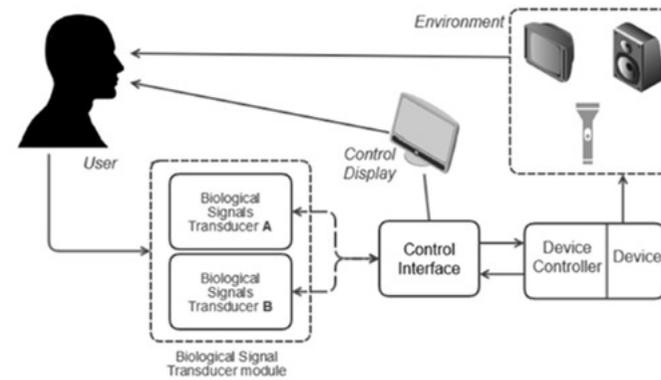
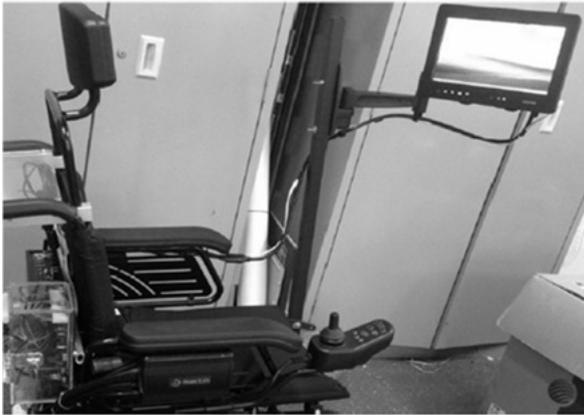
- Videooculografia (VOG)
- Baseada na detecção da posição dos olhos usando uma câmera



Novas Propostas

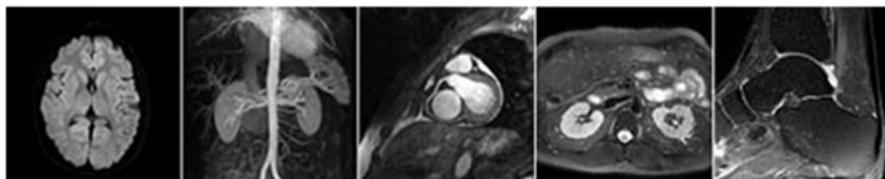
- Oculografia por Infravermelho (IROG)

Controle de Cadeira de Rodas e Equipamentos do Ambiente por IROG

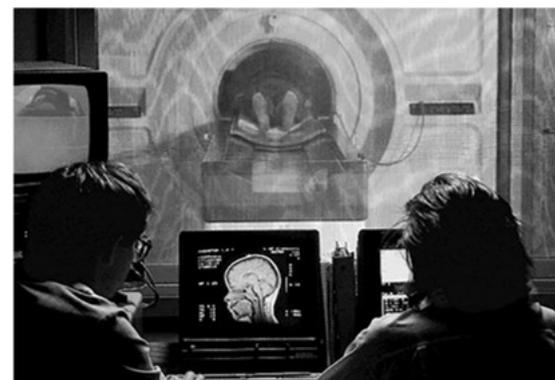


Biossensor EEG (Eletroencefalograma)

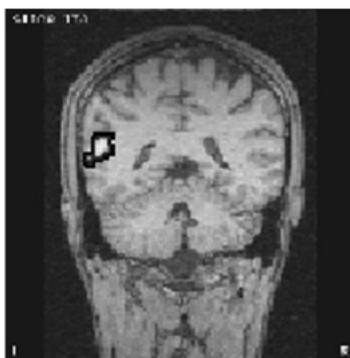
Equipamentos para Adquirir Sinais Cerebrais



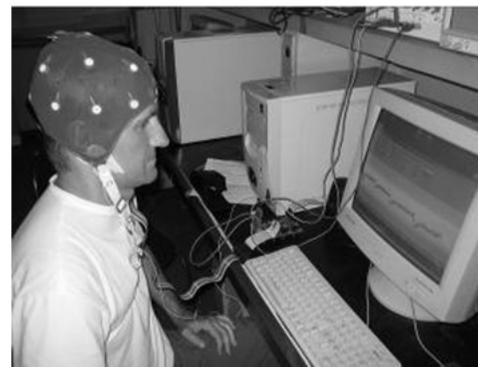
Ressonância Magnética Funcional (fMRI)



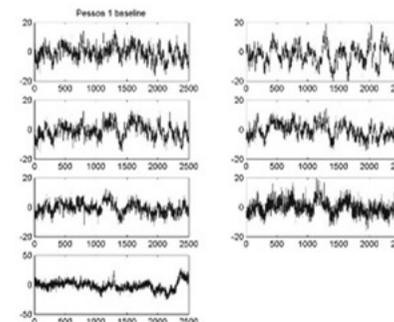
Tomografia por Emissão de Pósitrons (PET)



Magnetoencefalografia (MEG)

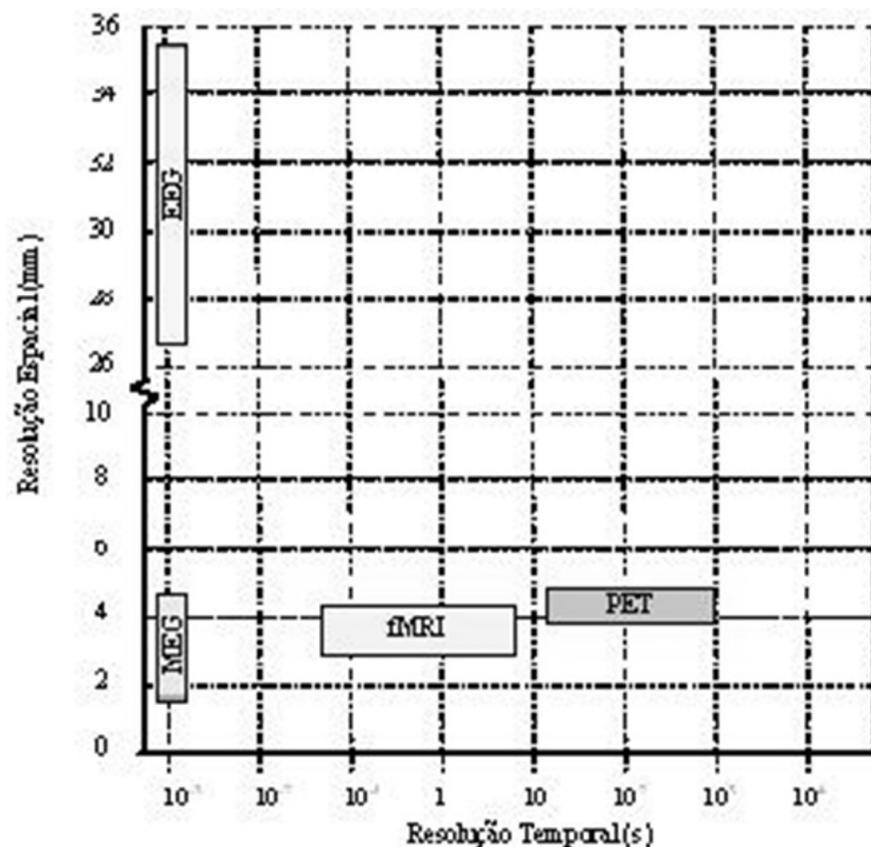


Eletroencefalografia (EEG)



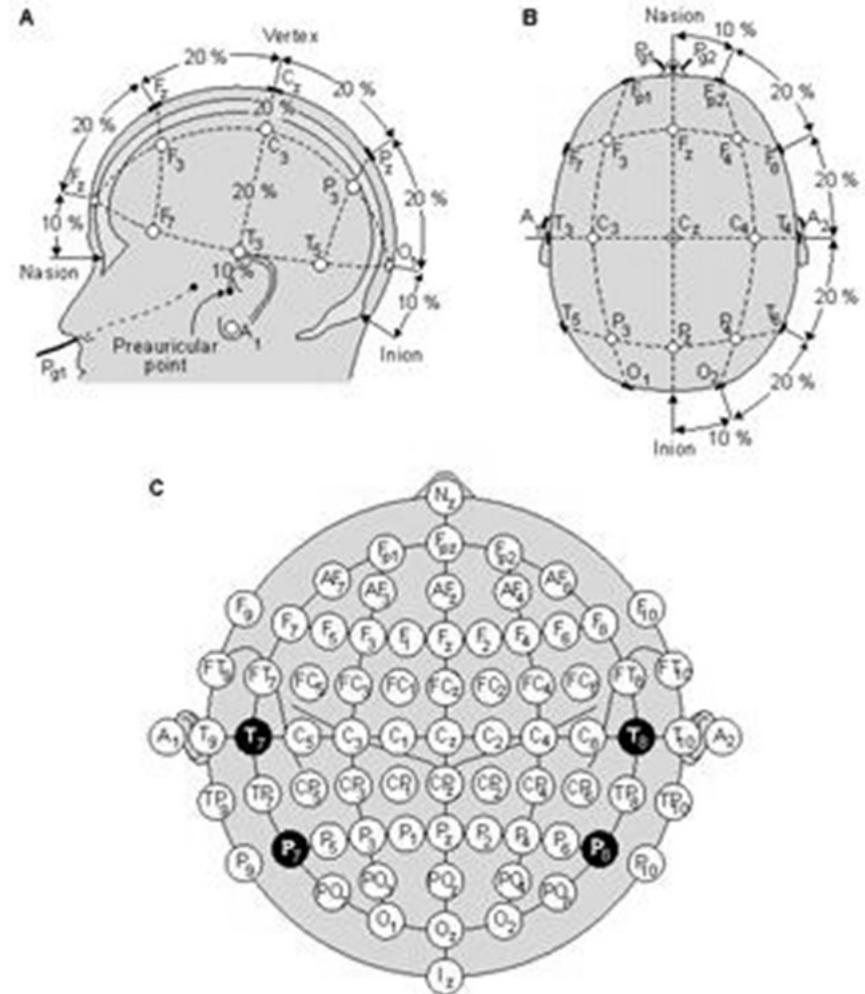
Resolução Espacial e Temporal

- O EEG e a Magnetoencefalografia (MEG) possuem ótima resolução temporal (alguns milissegundos), entretanto, o EEG possui baixa resolução espacial
- A Imagem por Ressonância Magnética Funcional (fMRI) e a Tomografia por Emissão de Pósitrons (PET), possuem uma excelente resolução espacial, mas uma baixa resolução temporal



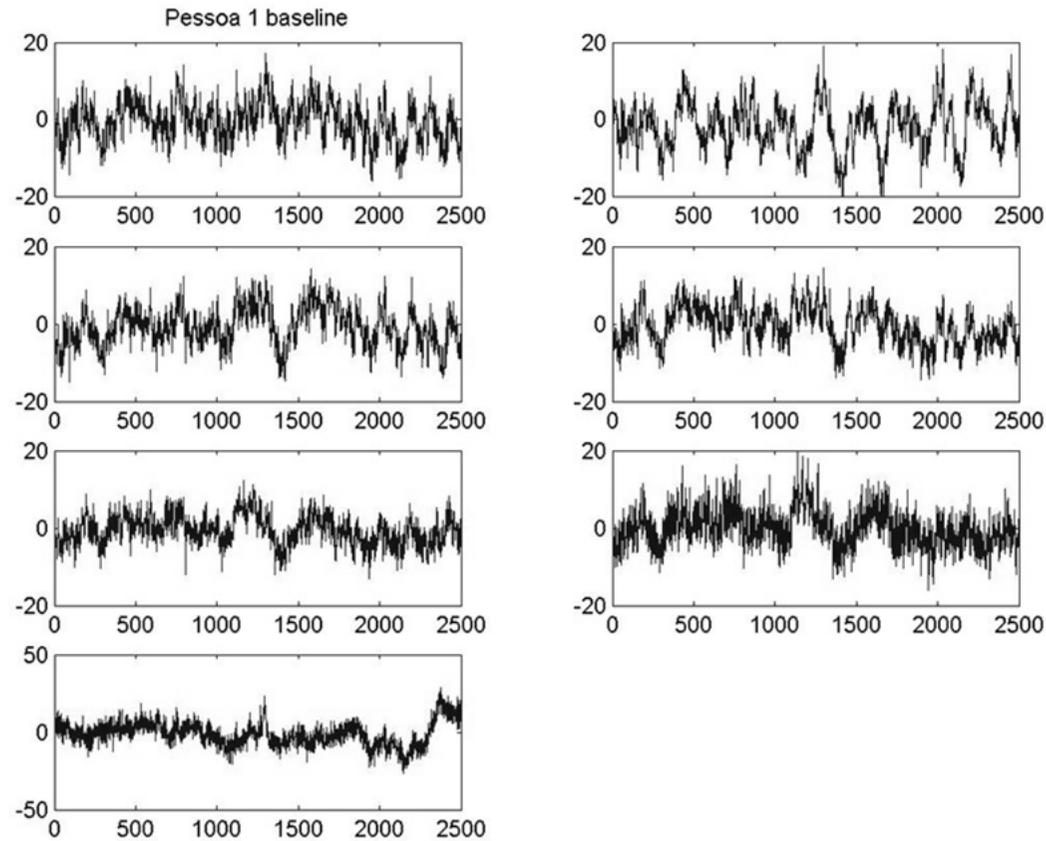
Eletroencefalografia

- Método mais antigo para a detecção da atividade elétrica cerebral
- Utiliza eletrodos, de baixo custo, localizados no escalpo
- Pode-se medir com o eletrodo uma pequena tensão (1 a 1000 μv , com faixa de frequências entre 0,1 a 80 Hz), produzida pela atividade elétrica das células nervosas cerebrais

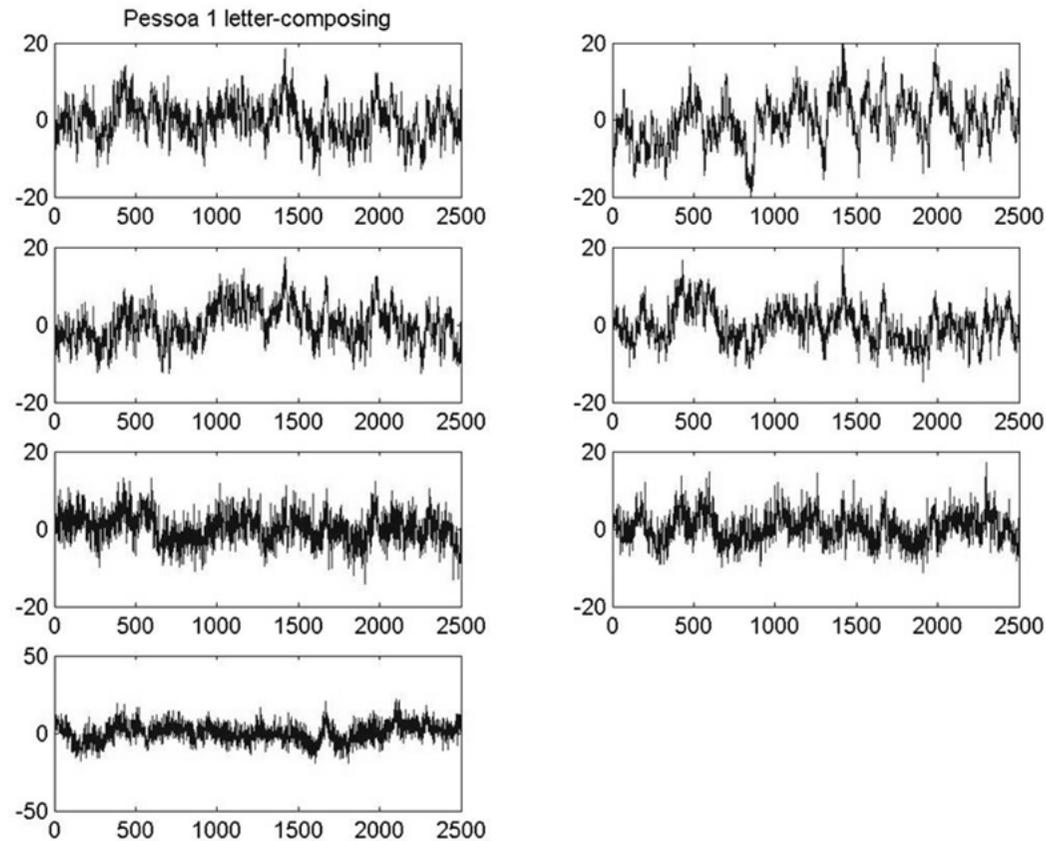


Sinal	Gama de frequências (Hz)	Gama de amplitudes (mV)
ECG	0.01 - 100	0.05 - 3
EEG	0.1 - 80	0.001 - 1
EOG	0.01 - 10	0.001 - 0.3
EMG	50 - 3000	0.01 - 100

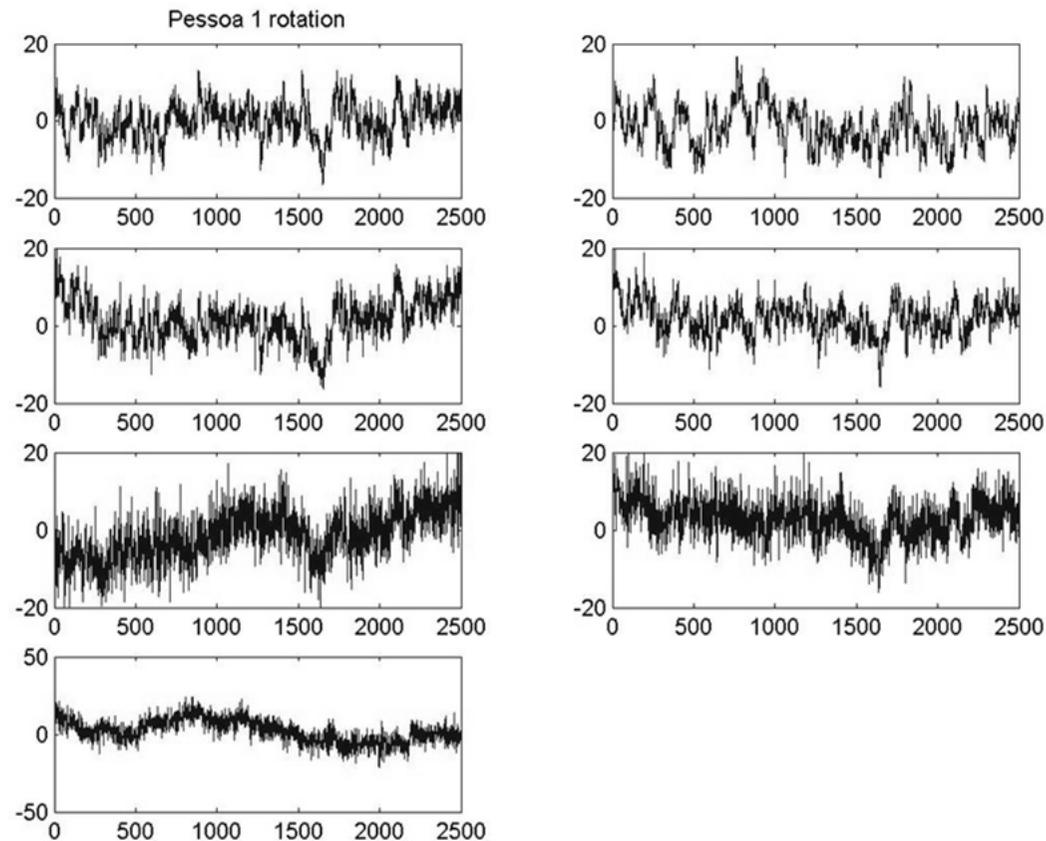
Exemplos de Sinais EEG: Relaxado



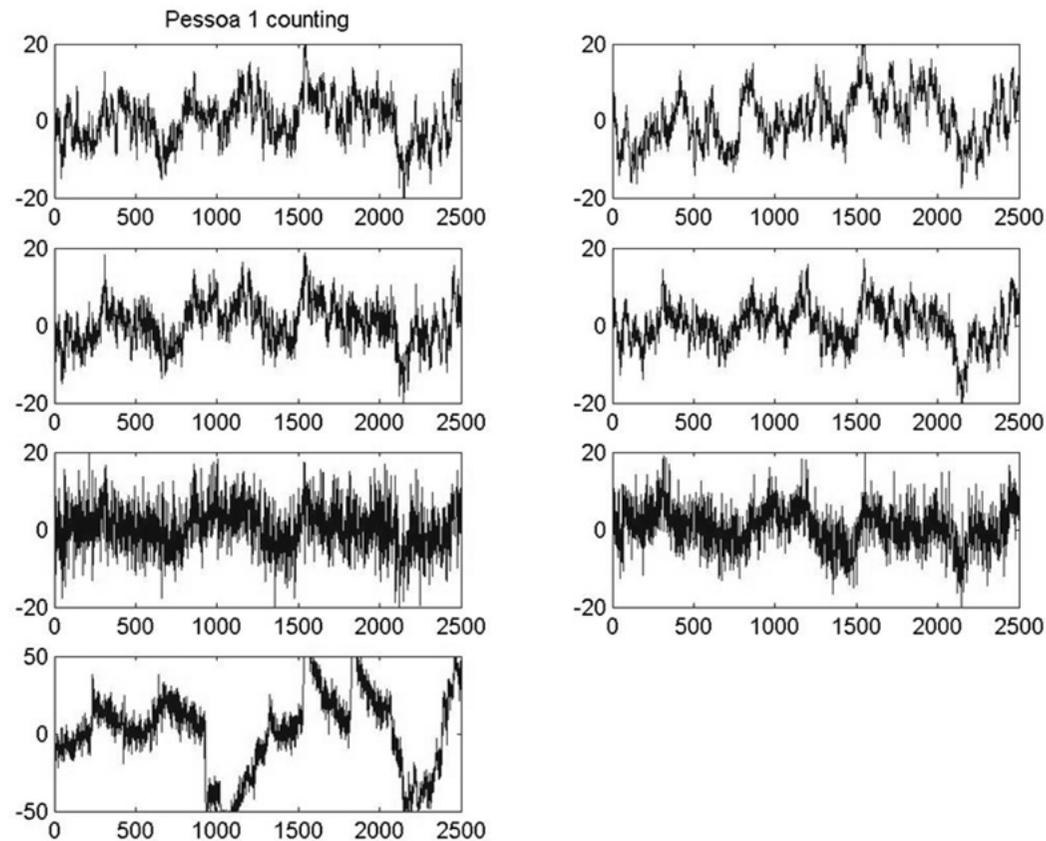
Exemplos de Sinais EEG: Escrevendo Carta



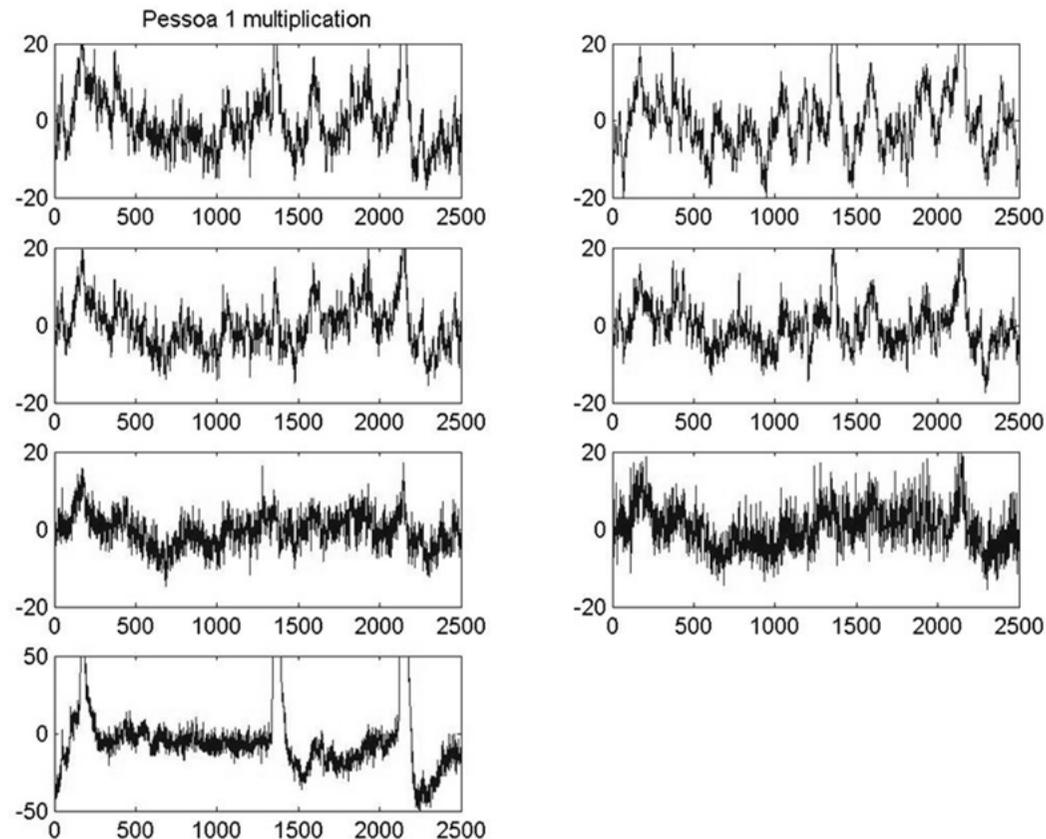
Exemplos de Sinais EEG: Imaginando Rotação de Objeto



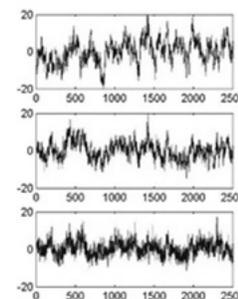
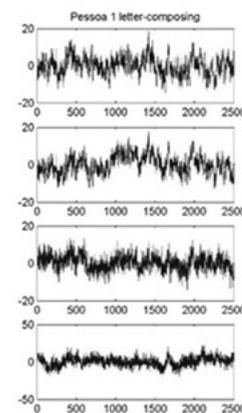
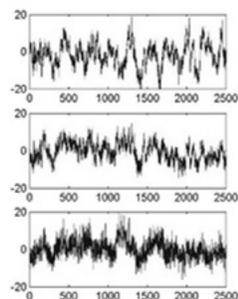
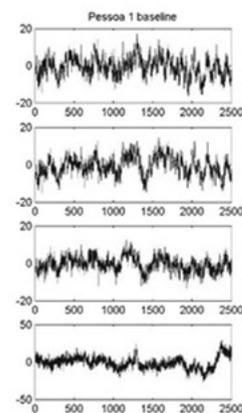
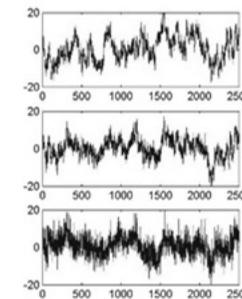
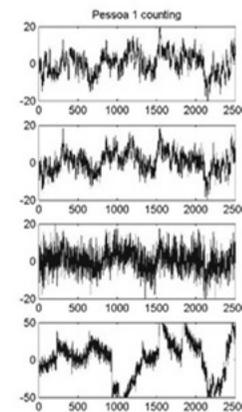
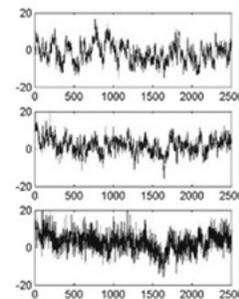
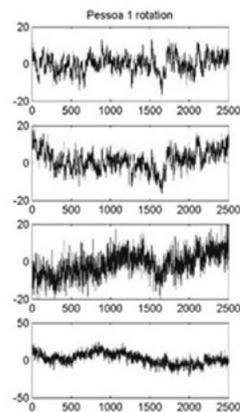
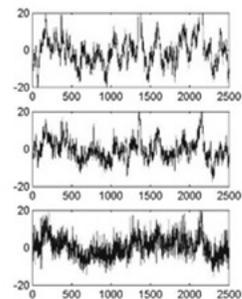
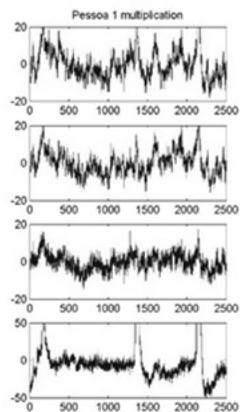
Exemplos de Sinais EEG: Imaginando Contagem de Números



Exemplos de Sinais EEG: Imaginando Multiplicação de Números



Exemplos de Sinais EEG



INTERFACES CÉREBRO COMPUTADOR (Brain-Computer Interface – BCI)

- Estudo Baseado no Reconhecimento de Padrões
 - O indivíduo realiza diferentes tarefas mentais de um conjunto pré-selecionado, por exemplo, imaginar o movimento das mãos ou pés, esquerdos ou direitos
 - Tais tarefas ativam áreas corticais diferentes e, portanto, produzem diferentes ritmos de EEG
 - Tais ritmos devem ser processados, utilizando técnicas de Reconhecimento de Padrões, com a finalidade de extrair a informação desejada

Processamento de Sinais

- **Eliminação de ruídos (artefatos)**
 - Análise de Componentes Principais (PCA - Principal Component Analysis)
Limitação: não se obtém uma separação completa de artefatos sobre o sinal de EEG
 - Análise de Componentes Independentes (ICA - Independent Component Analysis). Vantagem: não é necessário um canal de referência para cada fonte de ruído, permitindo a análise simultânea de distintos artefatos
- **Extração de Características do Sinal de EEG**
 - Transformada de Fourier (FFT)
 - Transformada de Wavelets
 - Modelos Estocásticos, como os AR (Auto-Regressivos)
 - Análise de Potência
 - PCA Modificado
- **Classificação de Estados Mentais**
 - Redes Neurais
 - Classificadores Bayesianos
 - Cadeias Ocultas de Markov (HMM - Hidden Markov Models)
 - Discriminador de Fisher (LDA - Linear Discriminant of Fisher)

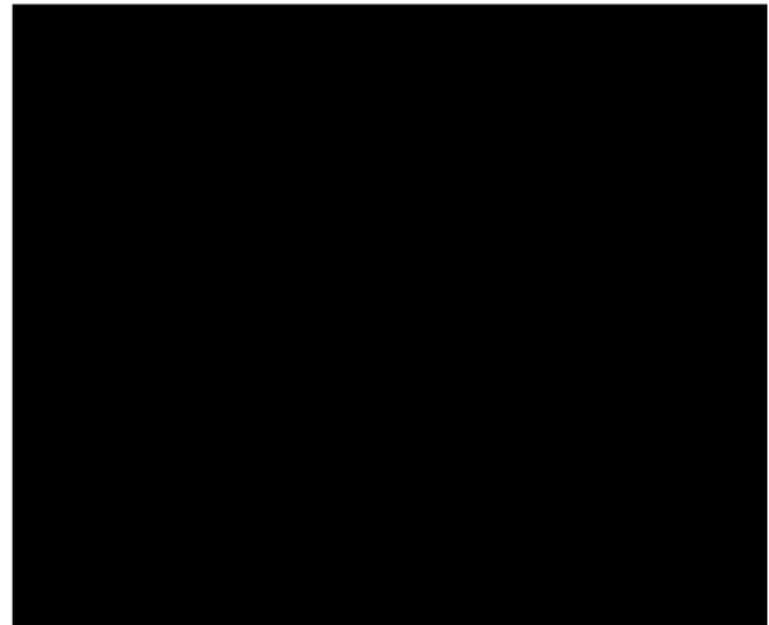
Exemplo de Uso de BCI: Controle de Movimentos de uma Órtese

- Controle de Órtesis por Interface Cérebro-Computador (ICC)
 - Universidade Tecnológica de Graz (Áustria)
 - Instituto de Engenharia Biomédica



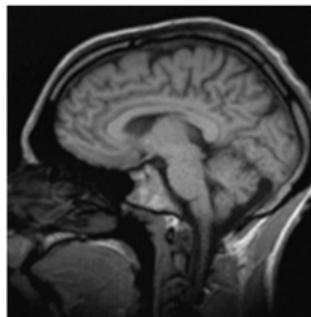
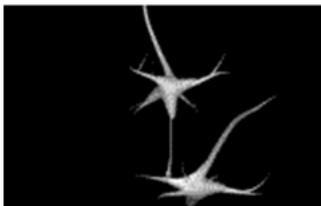
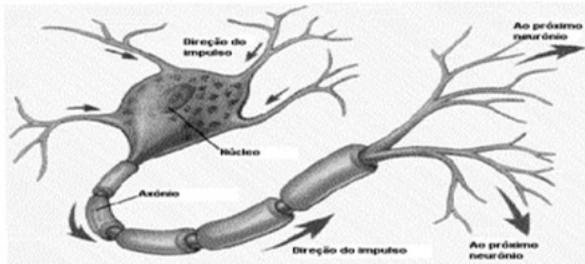
Exemplo de Uso de BCI e Estímulos Elétricos: Controle de Movimentos de Braço

- **Uso de Estimulação Elétrica Funcional (FES) e Interface Cérebro-Computador (ICC) para Controle de Movimentos de Braço**
 - **Universidade Tecnológica de Graz (Áustria)**
 - **Instituto de Engenharia Biomédica**

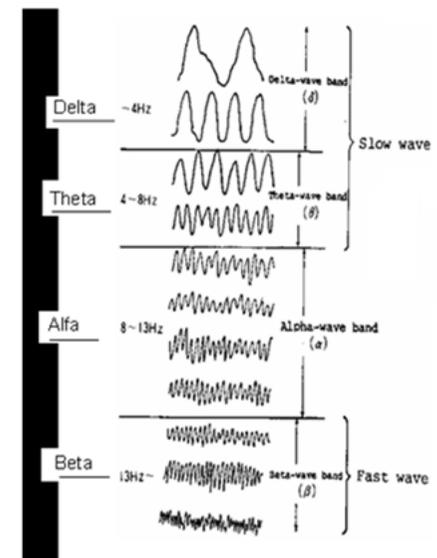


Ritmos Cerebrais (EEG)

- O EEG é o registro de mudanças de potenciais sobre o córtex cerebral, produzidos pela atividade elétrica de uma população de neurônios no cérebro
- Os sinais EEG são gerados a partir da superposição de diferentes e simultâneos sistemas dinâmicos de ação
- O cérebro humano apresenta uma camada externa denominada córtex cerebral
- Os neurônios do cérebro se distribuem em seis camadas paralelas à superfície do córtex: células piramidais (Camadas III e V) e não piramidais (I, II, IV e VI)
- As células piramidais da Camada V são as principais responsáveis por gerar sinais EEG

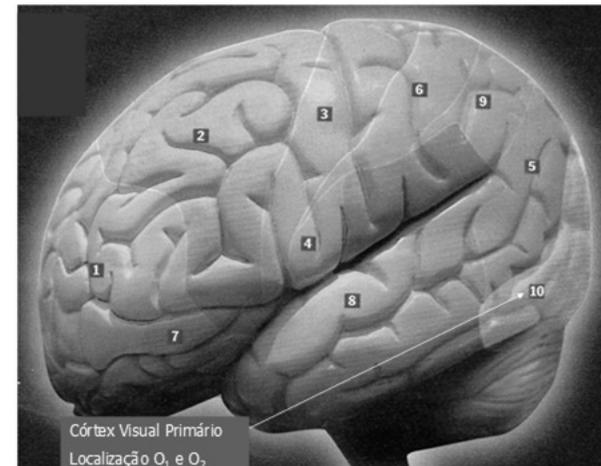
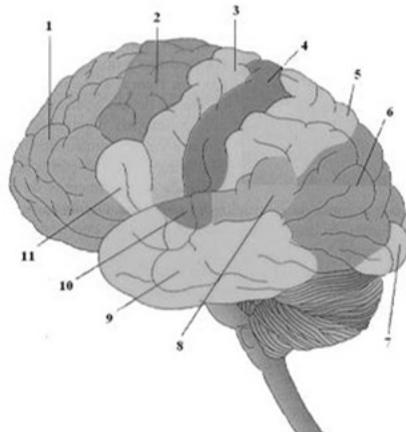


EEG Rhythms	Frequency (Hz)
Alfa (α)	8 - 13
Beta (β)	14 - 30
Delta (δ)	1 - 3
Theta (θ)	4 - 7



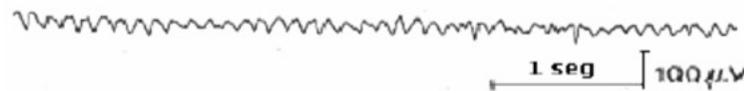
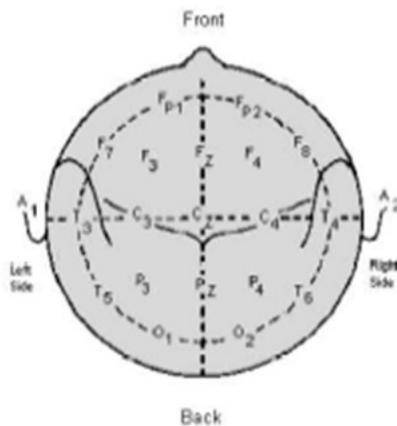
1) Aplicações de Sinais Cerebrais (EEG) da Área Visual Primária (Área Occipital)

- 1- Áreas pré-frontais
- 2- Área motora secundária
- 3- Área motora primária
- 4- Área somatossensorial primária
- 5- Área somatossensorial secundária
- 6- Área visual secundária
- 7- Área visual primária
- 8- Área de Wernicke
- 9- Área auditiva secundária
- 10- Área auditiva primária
- 11- Área de Broca

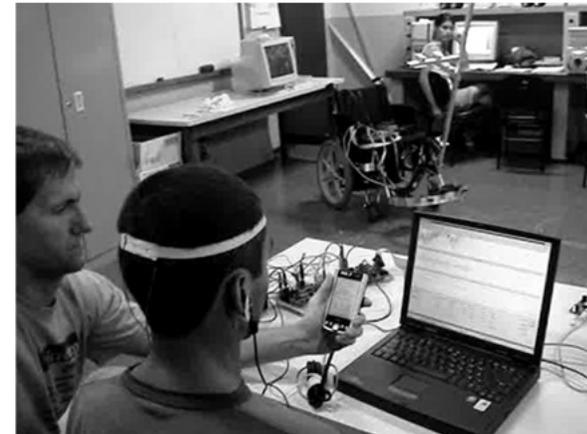
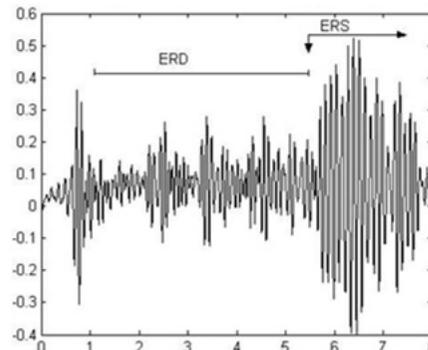


Comando da Cadeira de Rodas Robótica por Ritmo Alfa

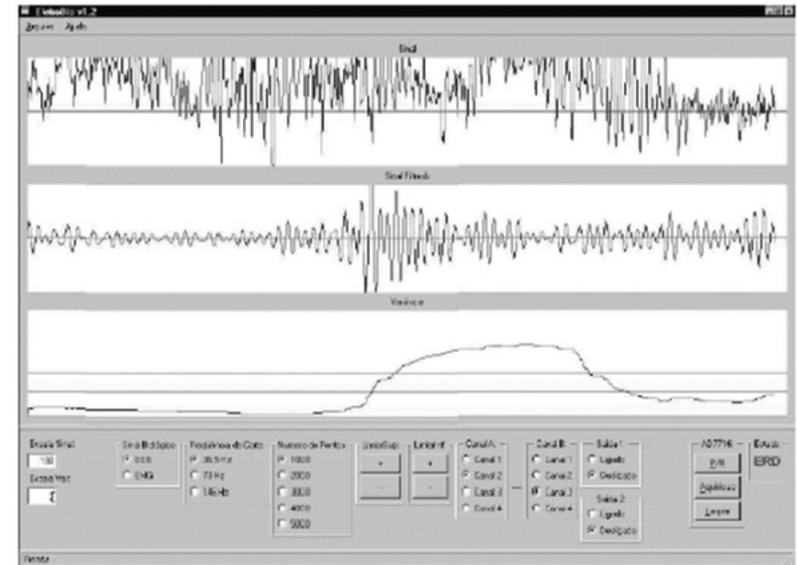
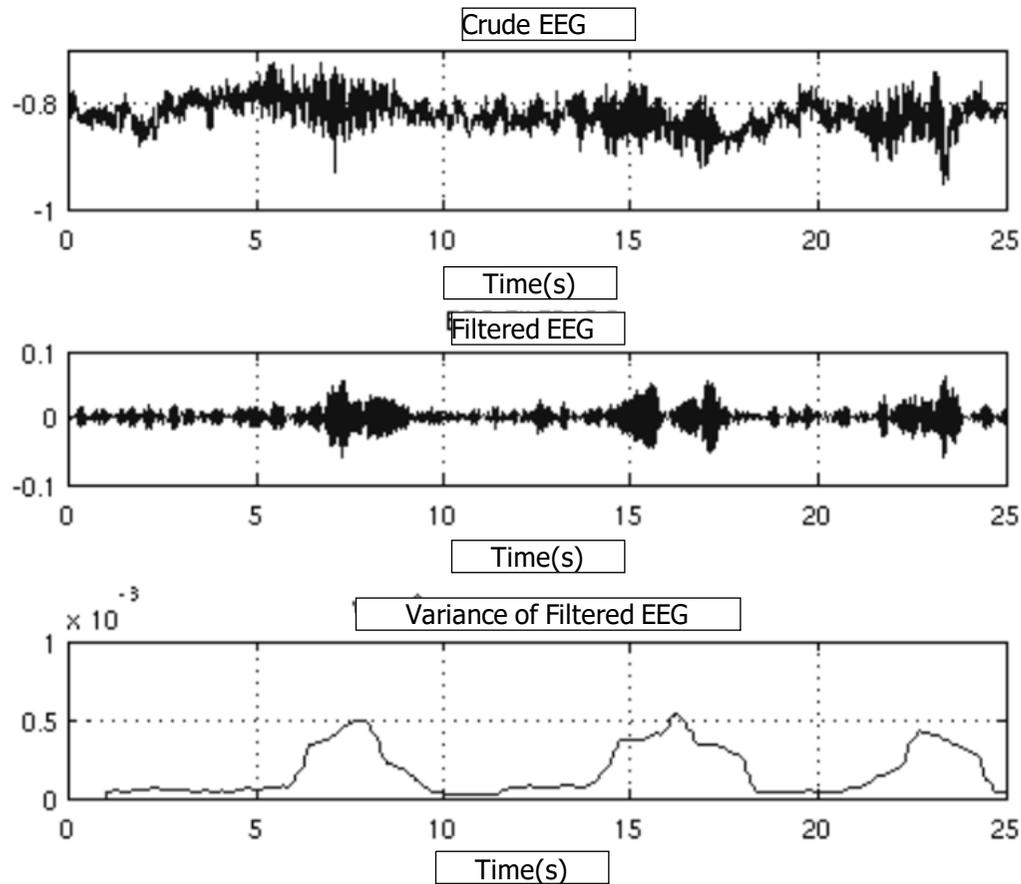
- Uso de Sincronização Relacionada a Eventos (ERD – Event Related Synchronization) e Desincronização Relacionada a Eventos (ERS – Event Related Desynchronization)
- Tais padrões se apresentam na banda alfa (8 a 13 Hz) da região occipital (informação visual: localização O_1 e O_2 do Sistema 10-20)
- O padrão ERD está relacionado à concentração ou existência de estímulo visual
- O padrão ERS está relacionado à relaxação com pouco ou nenhum estímulo visual



Ritmo Alfa: associado a pessoas despertas e relaxadas, mas intenso com olhos fechados.



Detecção dos Padrões ERD e ERS



$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \mu)^2$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k$$

Experimentos Utilizando Ritmo Alfa para Comandos de Movimento da Cadeira de Rodas Robótica da UFES



Opções de Comunicação por Ritmo Alfa na Cadeira de Rodas Robótica

Processador de Texto (com saída acústica)



Opções de Comunicação por Ritmo Alfa na Cadeira de Rodas Robótica

Alerta para Situação de Necessidade ou Sentimento: dor, fome, sede, sono, coceira, vontade de ir ao banheiro, frio, calor (com saída acústica)



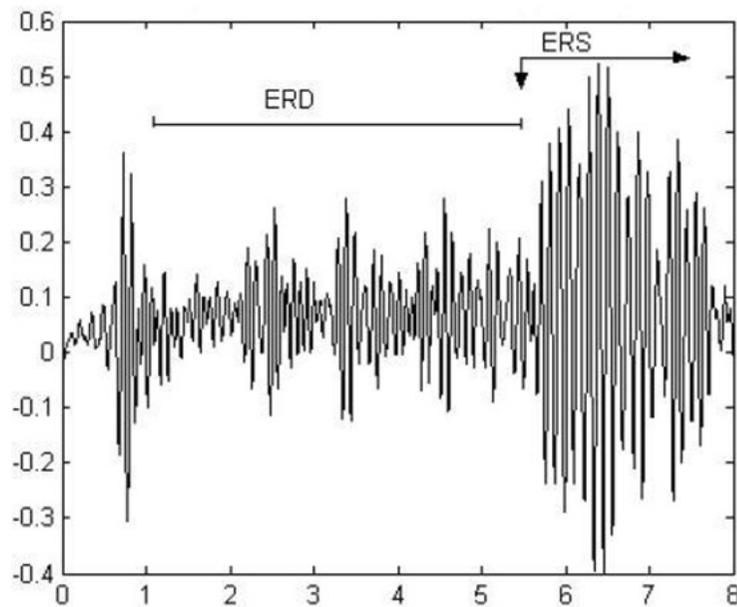
Escolhendo o Destino por Ritmo Alfa

Uso da Interface para:
Seleção da Célula de Destino (sala, banheiro,
cozinha, quarto, área de serviços, varanda, etc)
para a cadeira de rodas

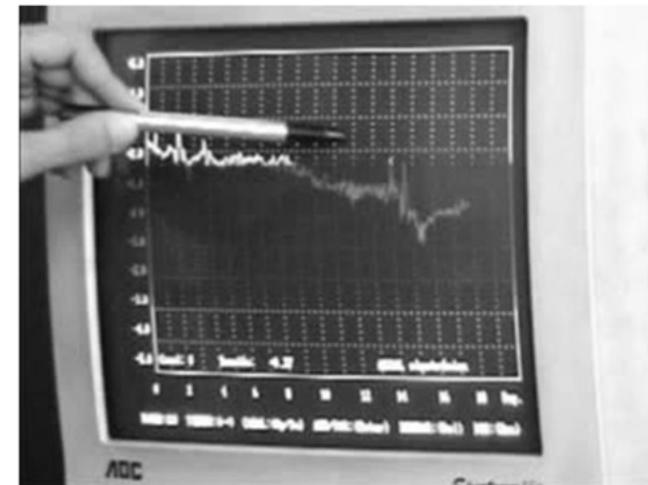


♿ Escolhendo Destino 3:
Vídeo

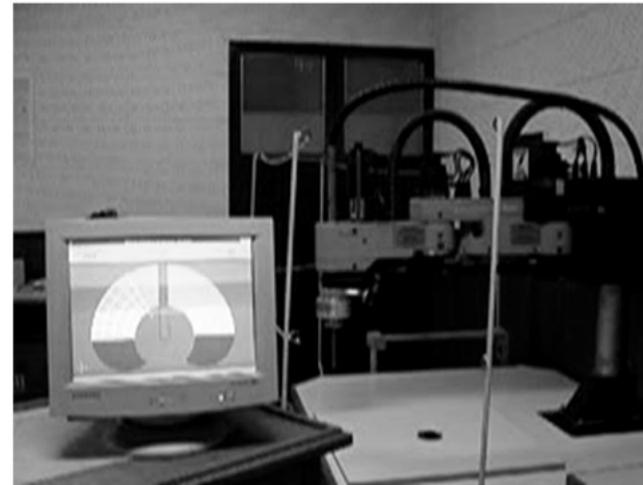
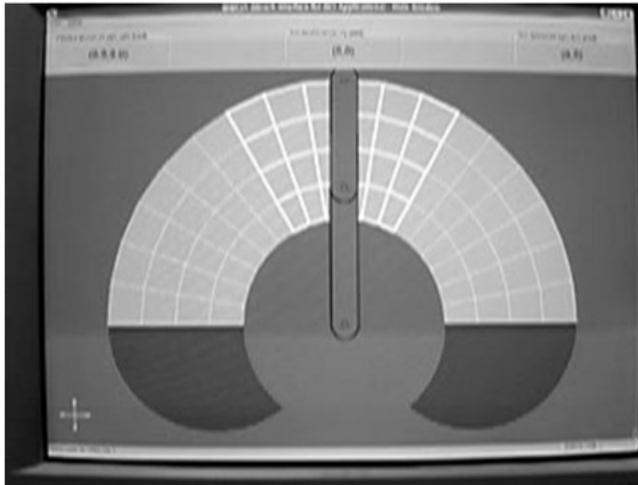
Controle de um Manipulador Industrial Através de Ritmo Alfa



Concentração e descontração
(sinais ERD e ERS) na banda
alfa da região occipital



Controle de um Manipulador Industrial Através de Ritmo Alfa



Comando de Equipamentos do Ambiente EMG/EOG/EEG



Uso de Potencias Evocados Visuais em Estado Permanente (SSVEP)

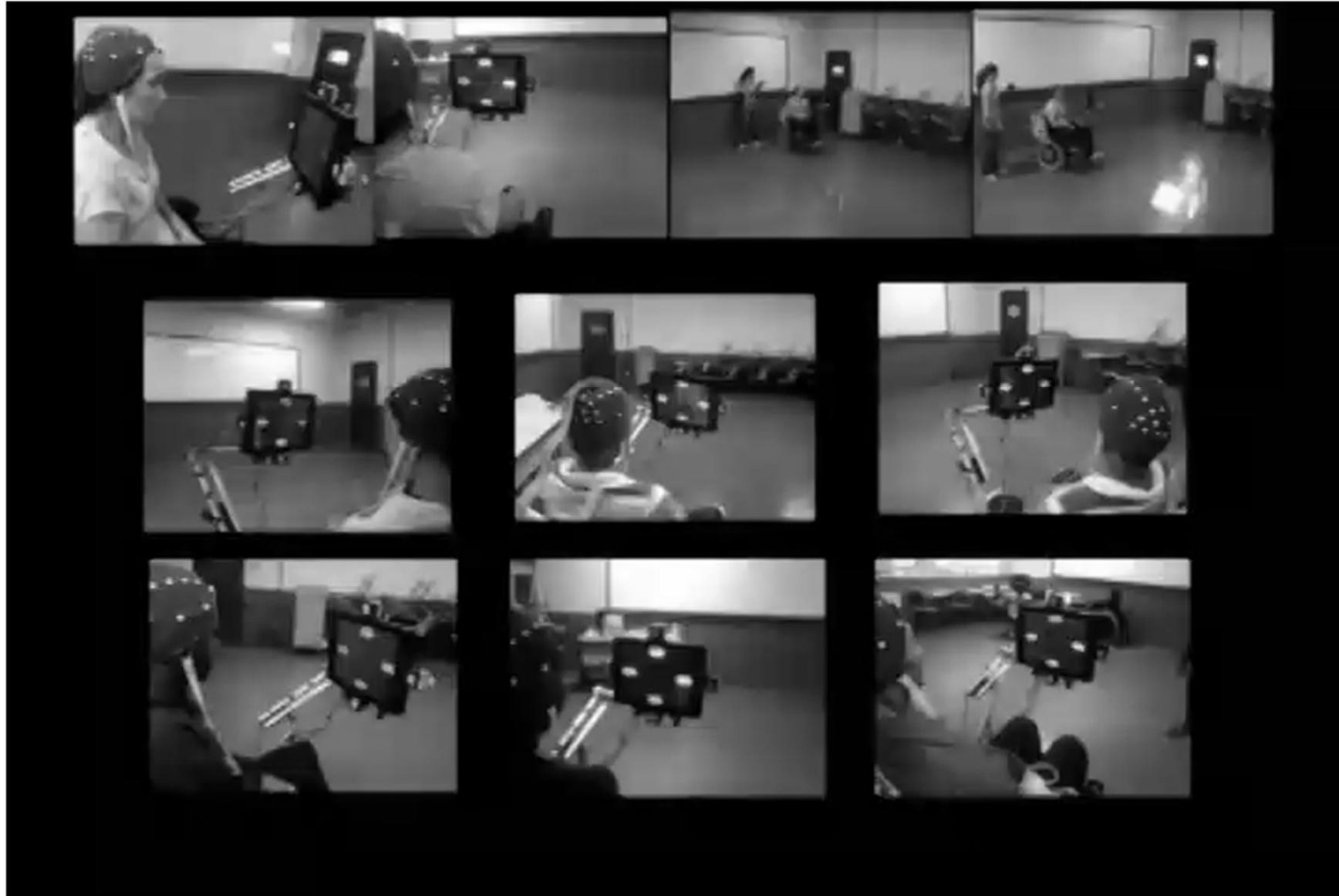
-Uso de 12 Eletrodos-



Vídeo1

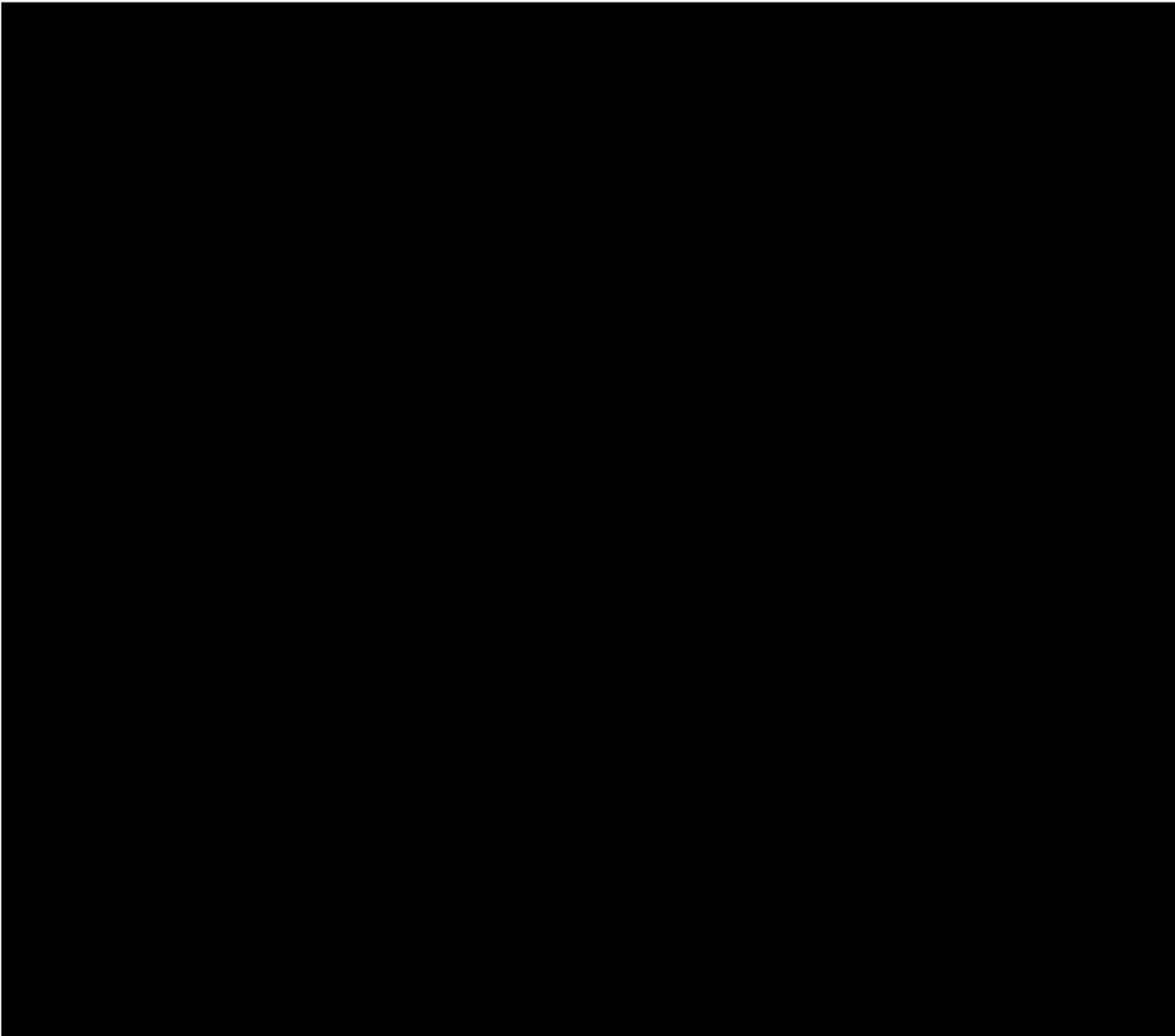
Vídeo2

Experimentos com Pessoas com Deficiência



Experimentos com Pessoas com Deficiência

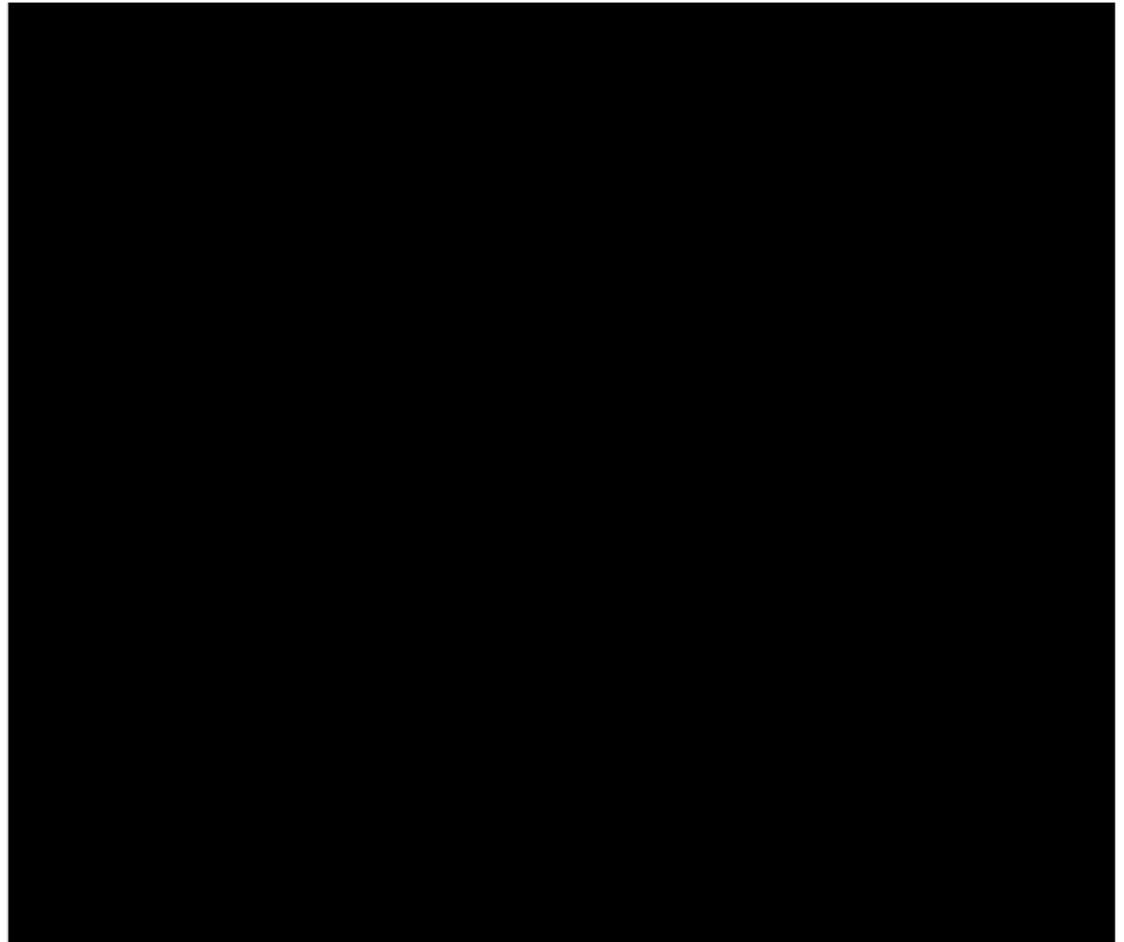




Vídeo

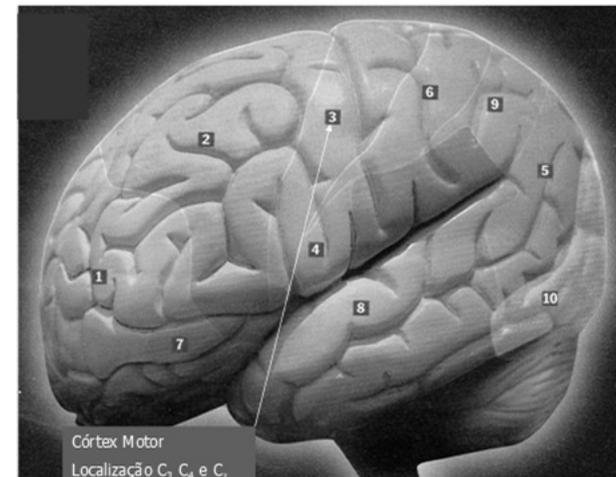
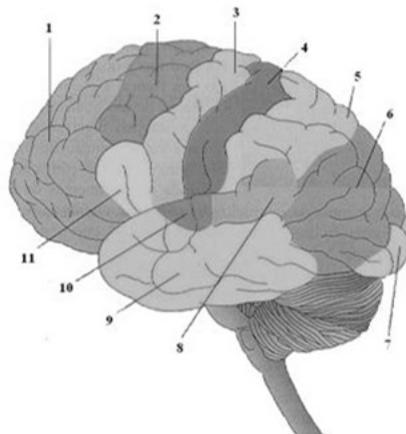
Comando de Robô de Telepresença por SSVEP

- Trata-se de permitir que pessoas enfermas graves possam utilizar uma interface cérebro-computador (ICC/BCI) para comunicar-se (imagem/vídeo) com familiares através de telepresença usando um robô móvel



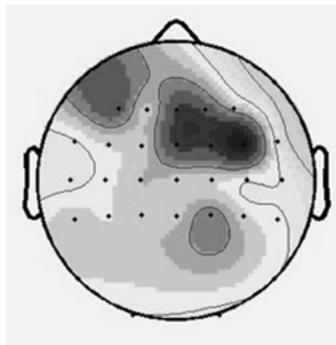
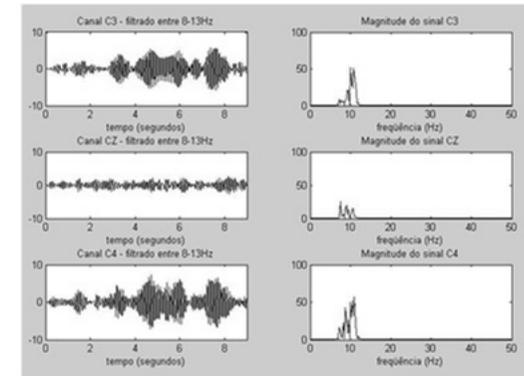
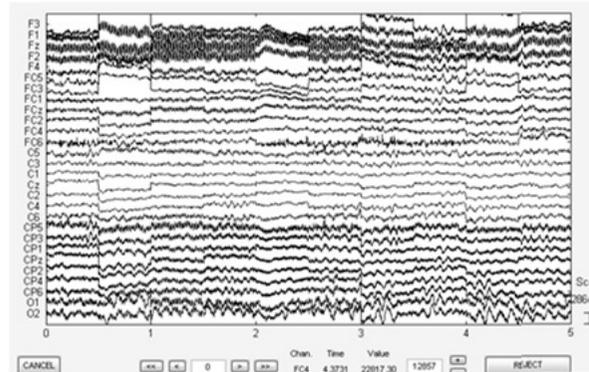
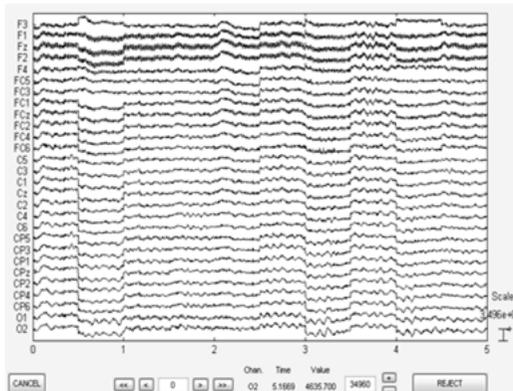
2) Aplicações de Sinais Cerebrais (EEG) da Área Motora Primária (Área Central)

- 1- Áreas pré-frontais
- 2- Área motora secundária
- 3- Área motora primária
- 4- Área somatossensorial primária
- 5- Área somatossensorial secundária
- 6- Área visual secundária
- 7- Área visual primária
- 8- Área de Wernicke
- 9- Área auditiva secundária
- 10- Área auditiva primária
- 11- Área de Broca

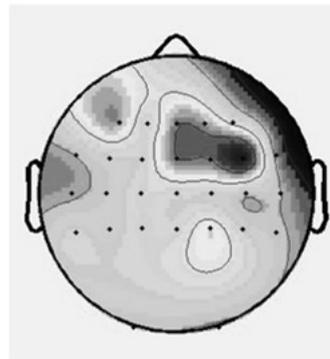


Uso de Redes Neurais para Identificar Imaginação Motora

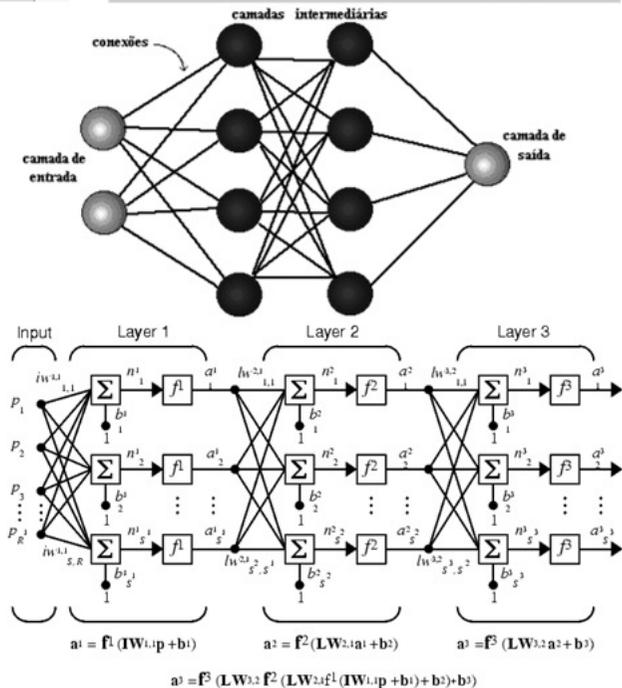
-Localizações dos Eletrodos: C₃, C₄ e C_Z-



Sinal original



Sinal filtrado



Uso de Redes Neurais para Identificar Imaginação Motora -Intenção de Movimento da Mão-

- São computadas sessenta redes neurais cada vez que a rotina é executada
- São utilizadas quatro famílias wavelet com várias derivações: total de 1680 redes neurais

Famílias:

Daubechies (db1, db2, db3, db4, db5, db6, db7, db8, db9, db10)

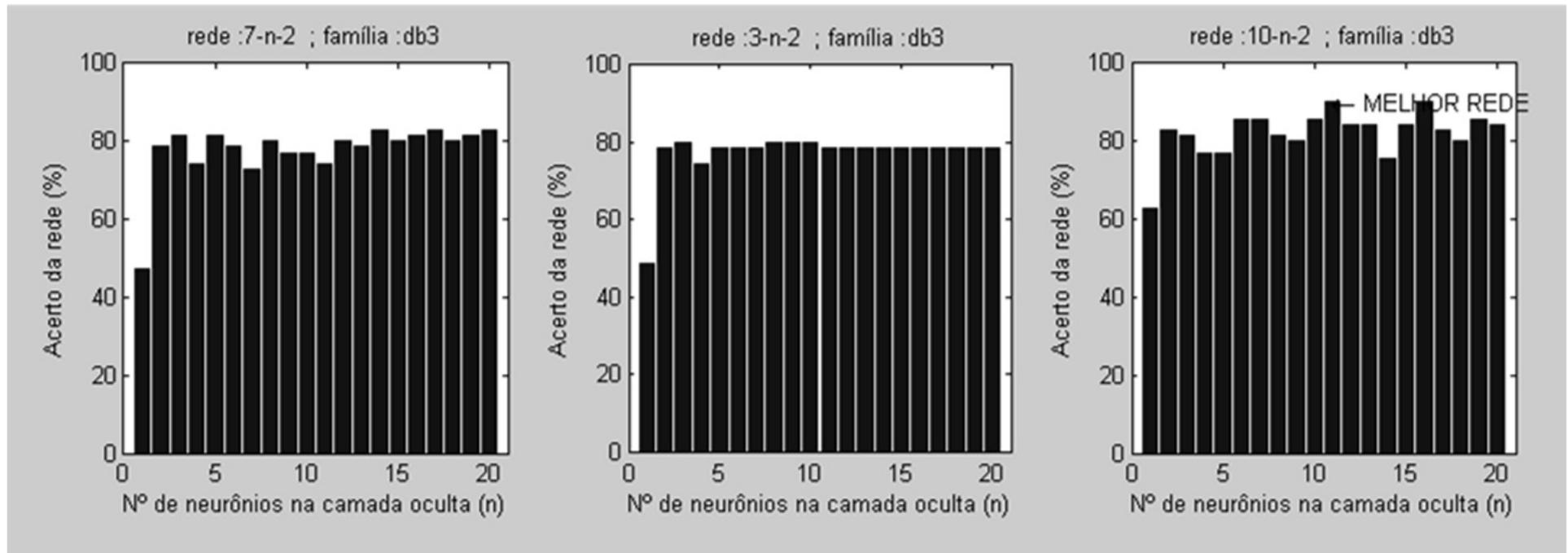
Symlets (sym1, sym2, sym3, sym4, sym5, sym6, sym7, sym8)

Coiflets (coif1, coif2, coif3, coif4, coif5)

Lemarie (lem1, lem2, lem3, lem4, lem5)

Resultados

Sinal Filtrado: 8 a 13 Hz



- Melhor rede neural: 10-11-2 neurônios (net3)
- Identificação correta do estado mental: 90,0%
- Família: db3

Reconhecimento da Imaginação Motora (Canais C3, C4 e Cz):

Uso de STFT (Short Time Fourier Transform) + SVM (Support Vector Machine)

- Extração de Características (STFT)
 - Coeficientes de componentes de 10 Hz
 - Janelas de 1 s
 - Vetor de características com 27 coeficientes
- Classificação (SVM)
 - Kernel (RBF)
 - Parâmetros $C=8192.0$ e $\gamma=0.001953125$
 - Taxa de validação cruzada de 77%
- Identificação Correta do Estado Mental: 94.3%
- Melhora em relação a: STFT+PCA+RNA e Wavelets+PCA+RNA

Reconhecimento da Imaginação Motora (Canais C3, Cz e C4):

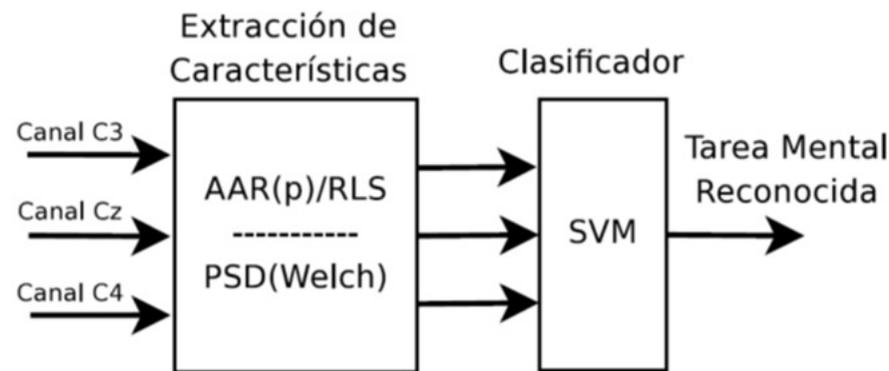
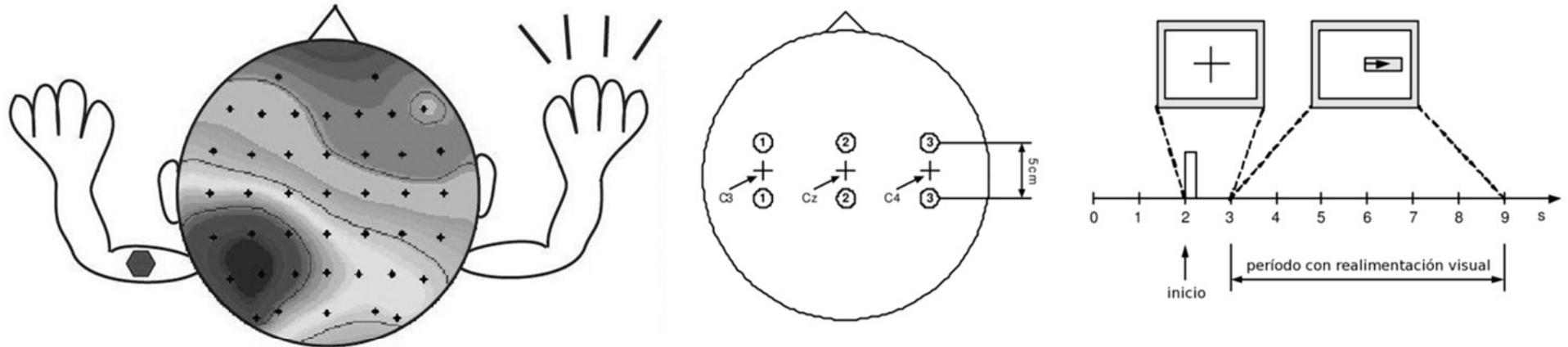
Uso de STFT (Short Time Fourier Transform) + SVM (Support Vector Machine)

- **Inclusão de Três Estados Mentais:**

- movimento da mão direita
- movimento da mão esquerda
- ruído

- **Identificação Correta do Estado Mental: 98%**

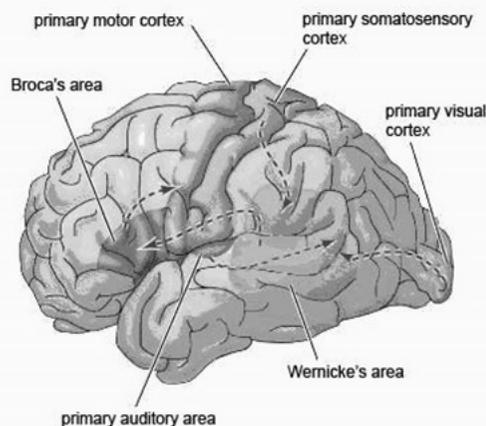
Experimentos com Pessoas com Deficiência (Tetraplégica, Distrofia Muscular, Esclerose Lateral Amiotrófica e Parálise Cerebral)



Voluntário	2 classes (esquerda/direita)			3 classes (esquerda/direita/relaxar)		
	ACC	Mão Esquerda	Mão Direita	ACC	Mão Esquerda	Mão Direita
V_{200}	80,0	80,0	80,0	60,0	60,0	73,4
V_{201}	90,0	80,0	100,0	73,4	60,0	80,0
V_{202}	90,0	80,0	100,0	73,4	60,0	60,0
V_{203}	90,0	100,0	80,0	66,7	60,0	80,0

Uso de QDA, ANN e LSS para Identificar Imaginação Motora Baseado em Padrões ERD e ERS do Ritmo Mu -Intenção de Movimento das Mãos e Geração de Palavras-

- **Imaginação do Movimento da mão esquerda**
- **Imaginação do Movimento da mão direita**
- **Geração de palavras começando com a mesma letra**
 - As tarefas mentais são processadas no córtex motor primário e na área de Broca
- Durante a tarefa de Imaginação de Movimento da mão direita, é gerado no córtex sensoriomotor do hemisfério esquerdo um ERD, o qual é medido com o eletrodo localizado na posição C₃
- Durante a tarefa de Imaginação de Movimento da mão esquerda, é gerado no córtex sensoriomotor do hemisfério direito um ERD, o qual é medido com o eletrodo localizado na posição C₄
- Durante a tarefa de geração de palavras, é gerado na área de Broca um ERD, o qual é medido com o eletrodo localizado na posição F₇



- QDA (Quadratic Discriminant Analysis): Taxa de acerto de 40,74%
- ANN (Artificial Neural Network): Taxa de acerto de 40,59%
- LSS (Linear Source Separation): Taxa de acerto de 54,27%

Neuro-Reabilitação

- Trata-se de utilizar uma interface cerebro-computador (ICC/BCI) para controlar um avatar em um ambiente de realidade virtual



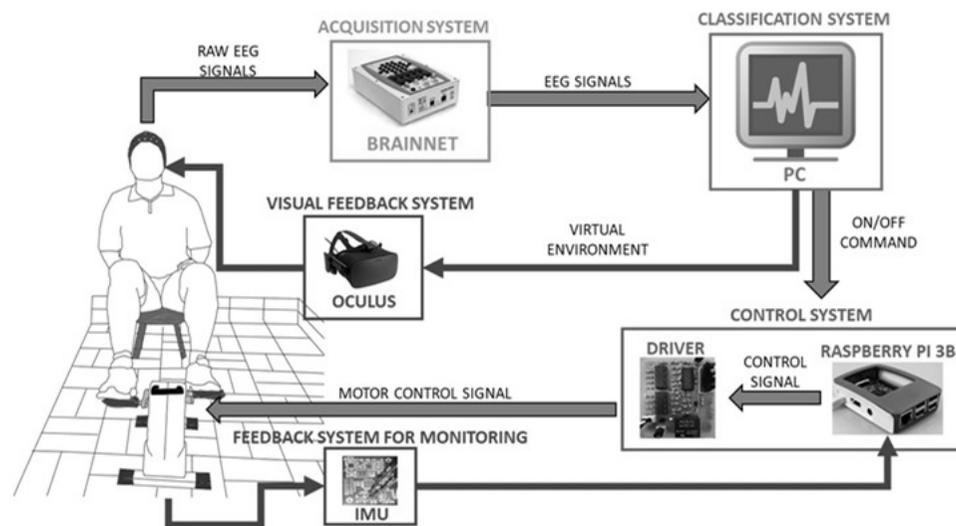
Trabalhos Atuais: Neuro-Reabilitação

- Reabilitação do Membro Inferior Baseada em Imaginação Motora -

- A imaginação do movimento produz um padrão cerebral na região motora que pode ser detectada com EEG
- A imaginação motora pode gerar neuroplasticidade quando combinada com um sistema de imersão virtual e robótica

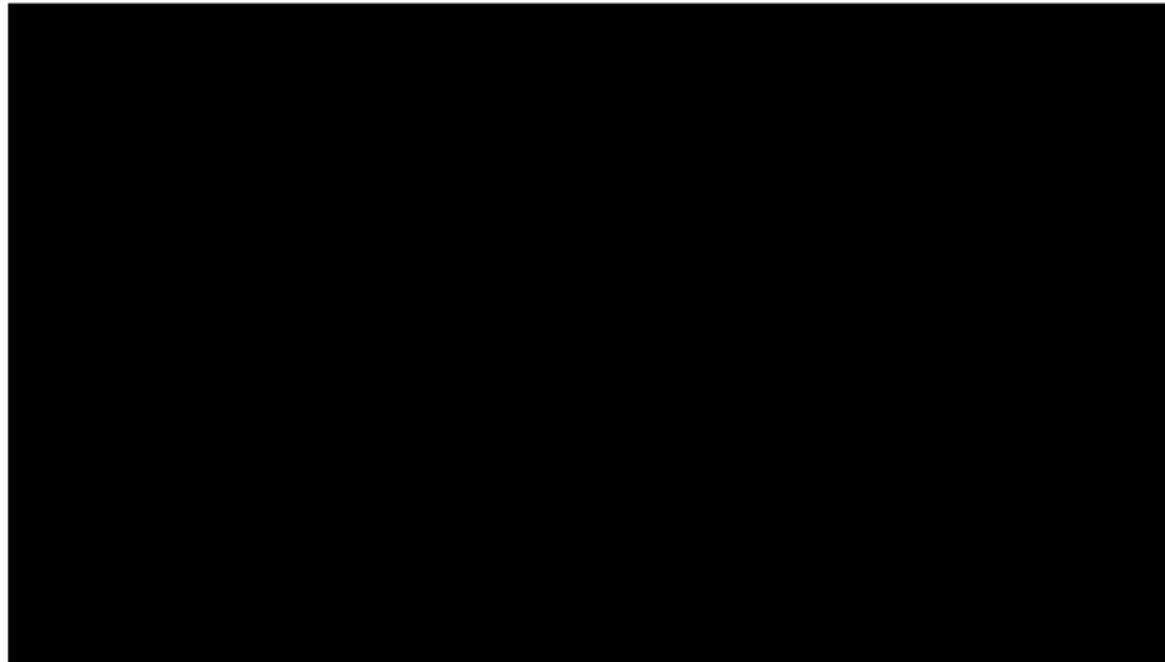
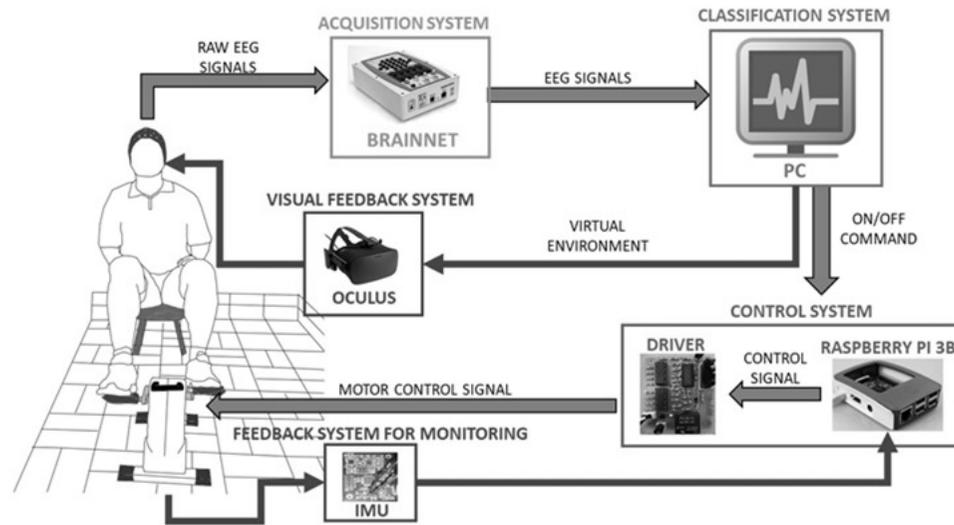


Nossa Proposta: Replicar a Pesquisa com Sistema de Baixo Custo



Trabalhos Atuais: Neuro-Reabilitação

- Reabilitação do Membro Inferior Baseada em Imaginação Motora -

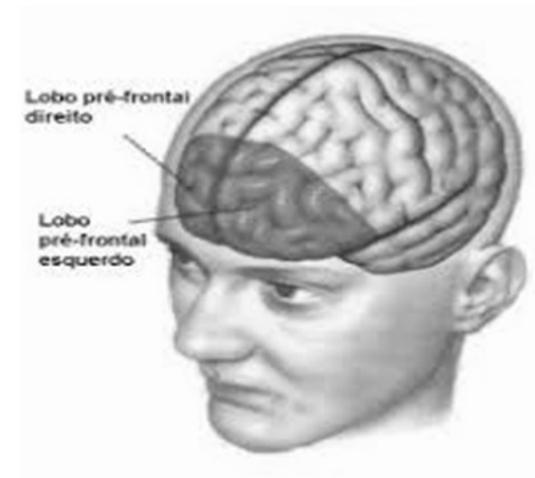
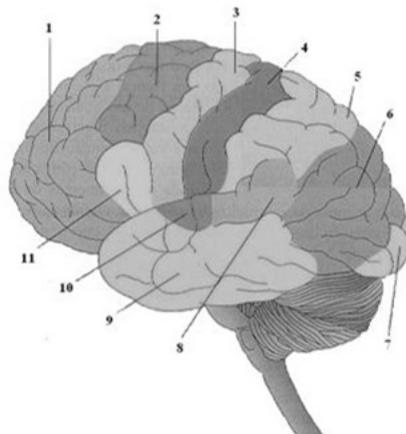


Trabalhos Atuais: Desenvolvimento de Exoesqueleto Híbrido (Andador Robótico + Órtese) Comandado por EEG

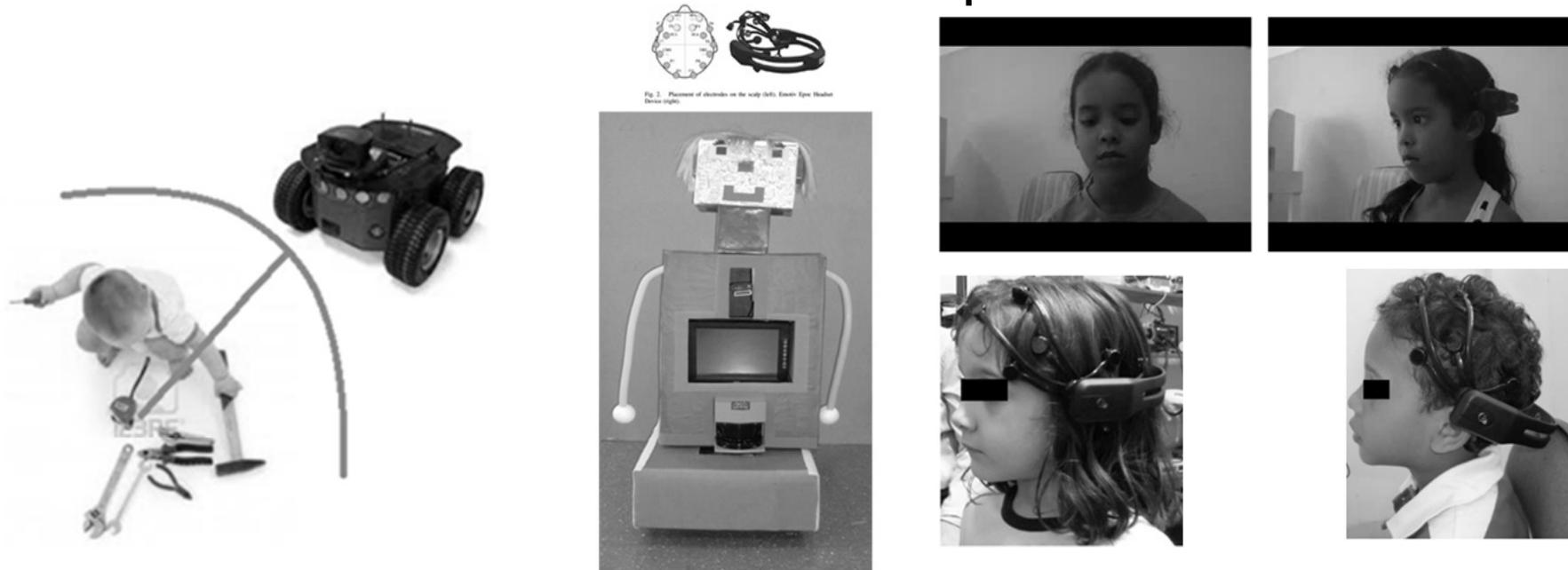


3) Aplicações de Sinais Cerebrais (EEG) da Áreas Pré-Frontais (Emoções)

- 1- Áreas pré-frontais
- 2- Área motora secundária
- 3- Área motora primária
- 4- Área somatossensorial primária
- 5- Área somatossensorial secundária
- 6- Área visual secundária
- 7- Área visual primária
- 8- Área de Wernicke
- 9- Área auditiva secundária
- 10- Área auditiva primária
- 11- Área de Broca



Trabalhos Atuais: Detecção de Estados Emocionais de Crianças com Autismo na Interação com Robô Móvel, com Base em Sinais EEG e Expressões Faciais

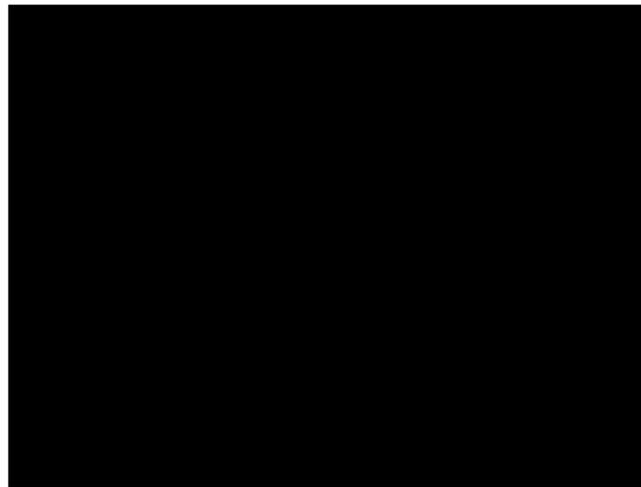


Métodos de Avaliação

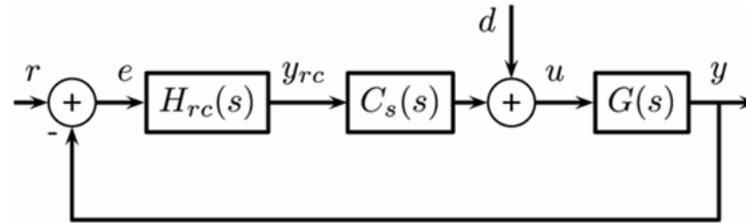
Avalia a interação da criança com autismo e o robô móvel	Goal Attainment Scaling (GAS)
Movimento do robô	Lei de Fitts
Usabilidade e eficiência da interação do robô móvel com as crianças com autismo	System Usability Scale (SUS)



Experimentos: Crianças Típicas e Crianças com Autismo



Novo Robô para Interação com Crianças com Autismo



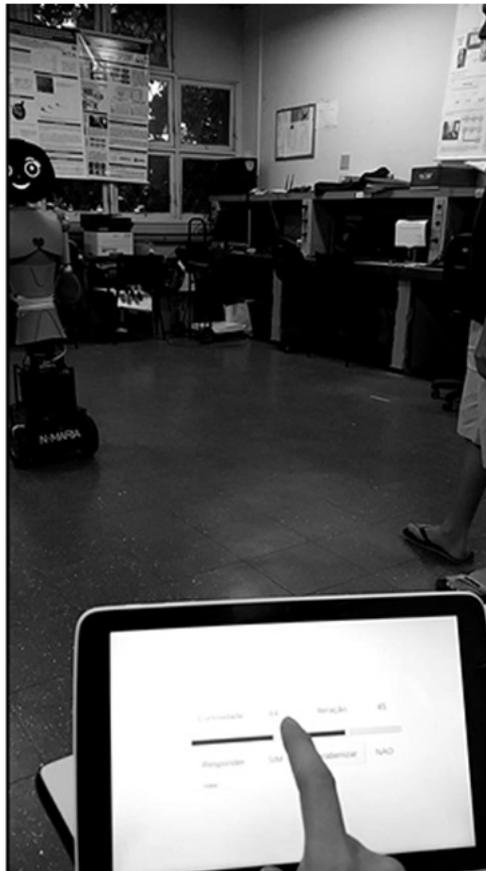
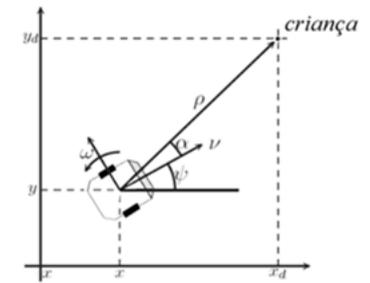
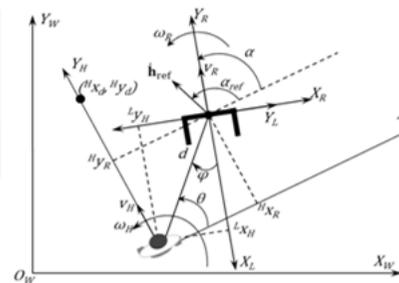
$$v = v_{\max} \tanh \rho \cos \alpha$$

$$\omega = k_{\omega} \alpha + v_{\max} \frac{\tanh \rho}{\rho} \sin \alpha \cos \alpha$$

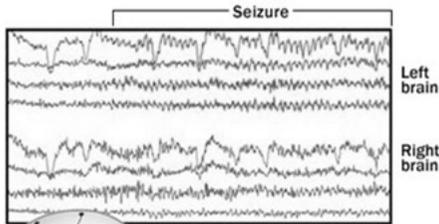
$$\dot{V}(\rho, \alpha) = v_{\max} \tanh \rho \tanh d (-\rho \cos \alpha + \alpha \frac{\sin \alpha}{\rho}) - \alpha \omega_{\max} \tanh \alpha \tanh d$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_r - \omega_h \\ v_r \cdot \cos \alpha + \omega_h \cdot d \cdot \sin \theta \\ v_r \cdot \sin \alpha - \omega_h \cdot d \cdot \cos \theta - v_h \end{bmatrix}$$

Modelo cinemático direto



Trabalhos Atuais: Análise do Nível de Estresse Baseado nos Padrões de Assimetria de Ritmos Alfa em Sinais de EEG



An electroencephalogram (EEG)

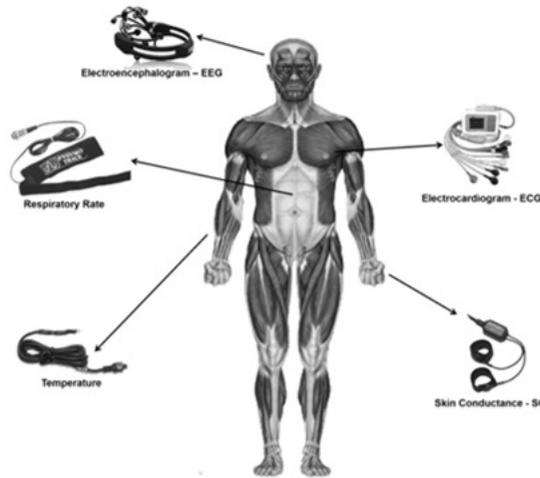
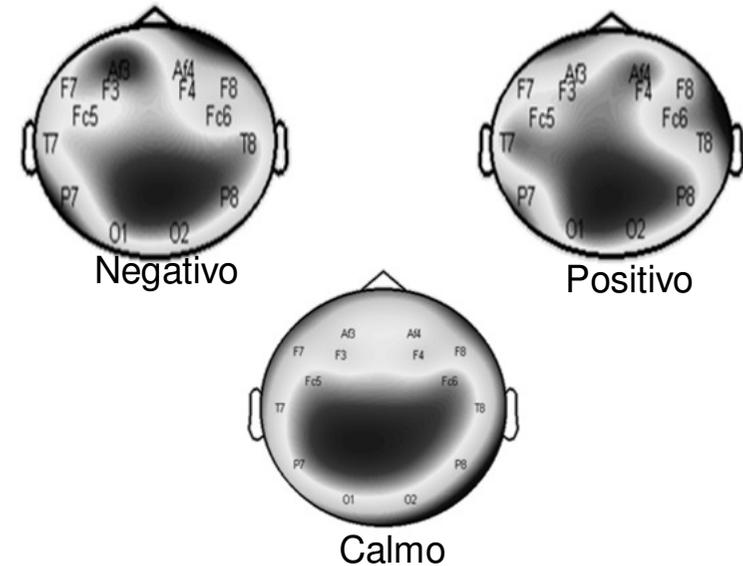


Fig. 1. Equipment and sensors for stress estimation: brain waves (EEG), heart rate (ECG), respiratory rate, temperature peripheral and skin conductance.

$$\ln(\text{power } \alpha \text{ right}) - \ln(\text{power } \alpha \text{ left}) \quad (1)$$



$$\text{Asymmetry} = \frac{(\text{power } \alpha \text{ E}) - (\text{power } \alpha \text{ D})}{(\text{power } \alpha \text{ E}) + (\text{power } \alpha \text{ D})} \cdot 100 \quad (2)$$

Negative Excitation = $\text{valence} < 3; \text{arousal} > 5$

Calm/Neutral = $4 < \text{valence} < 6; \text{arousal} < 4$

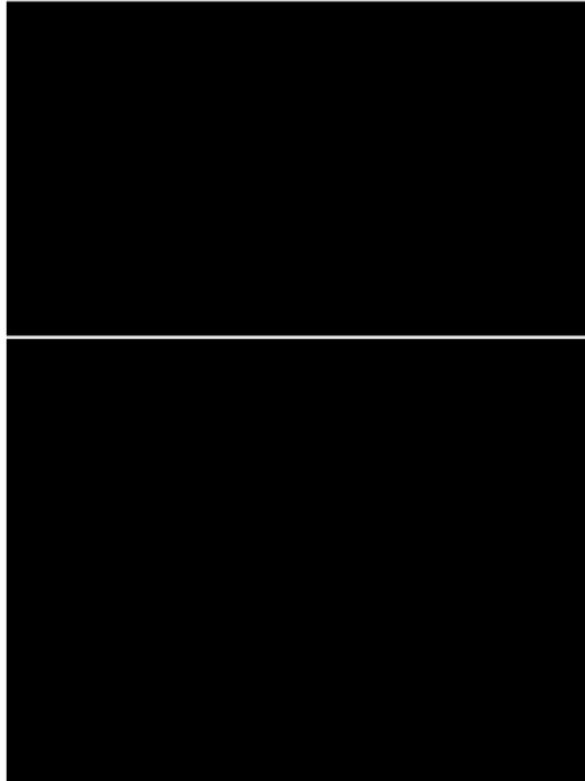
Positive Excitation = $\text{valence} > 6; \text{arousal} > 5$



Testes com Bombeiros

Novas Aplicações

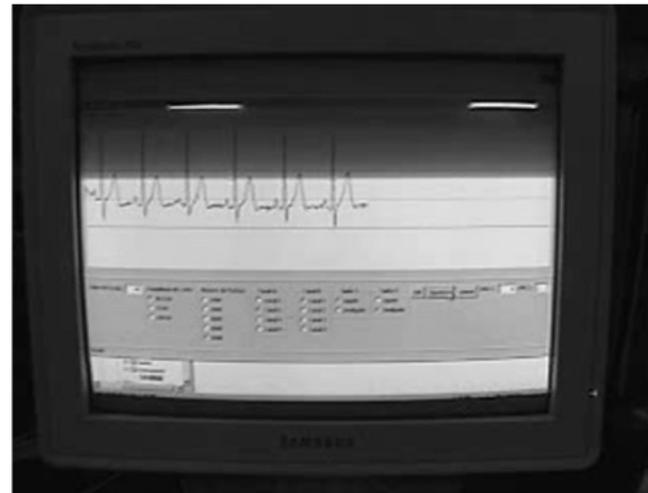
- Uso de Ambiente de Realidade Virtual (utilizando Oculus Rift e Vive) e EEG:
 - Delirium Pós-Cirúrgico
 - Transtorno de Ansiedade
 - Terapias de Psicologia



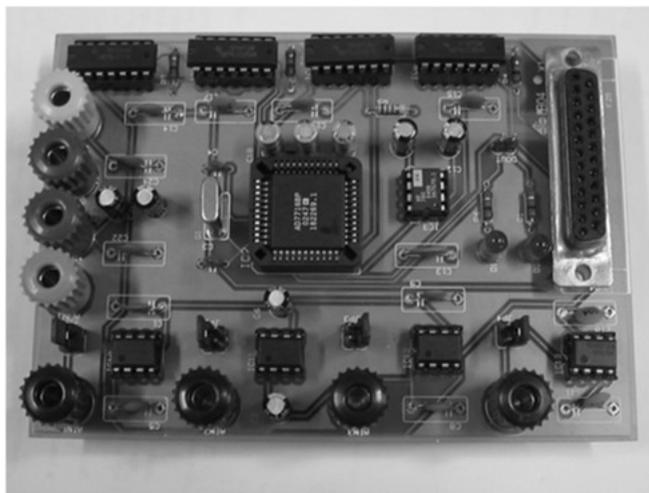
Biossensor ECG (Eletrocardiografia)

ECG

O ECG é a atividade elétrica gerada pela variação na concentração citosólica de íons de cálcio em função da despolarização e repolarização das células cardíacas, iniciando no nodo sinusal (células auto-rítmicas) que induz a despolarização dos átrios e dos ventrículos

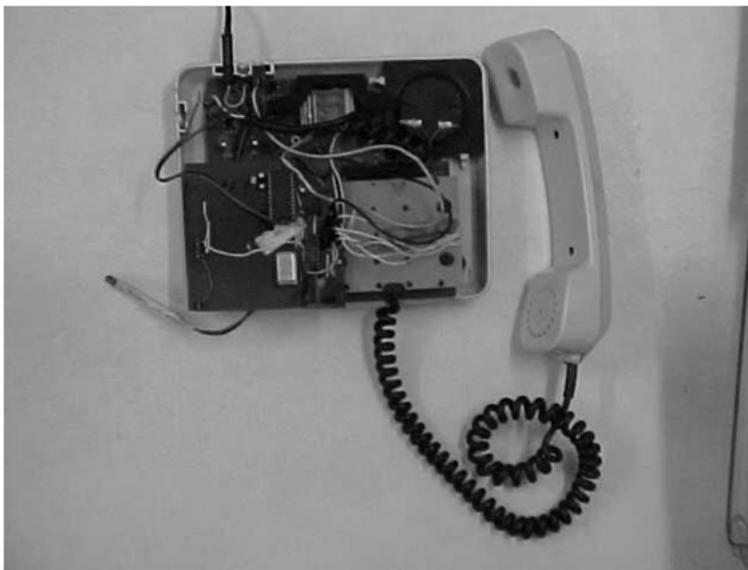
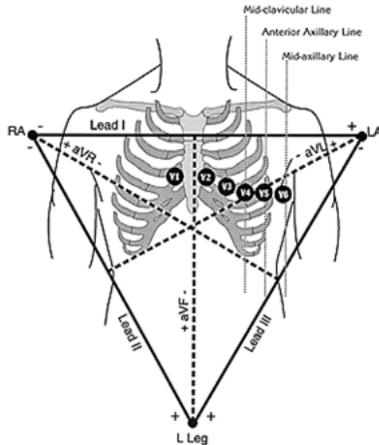


Desenvolvimento de Eletrocardiógrafo



- O eletrocardiógrafo desenvolvido possui as seguintes características:
- Pré-amplificador com alto CMRR
- Filtro com largura de banda ajustável e filtro Notch de 60 Hz
- Saída do Ampificador: ganho ajustável

Monitoramento de Batimentos Cardíacos



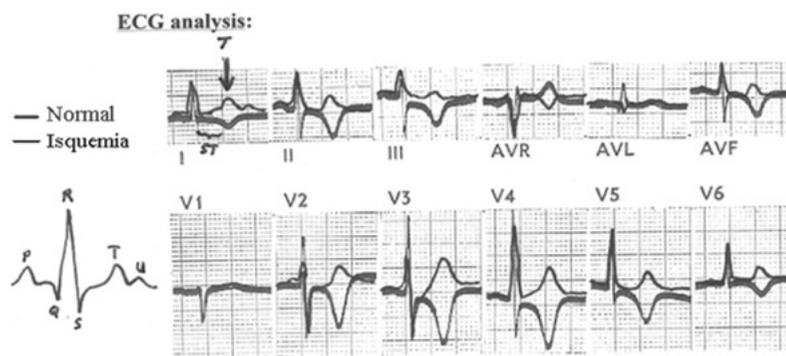
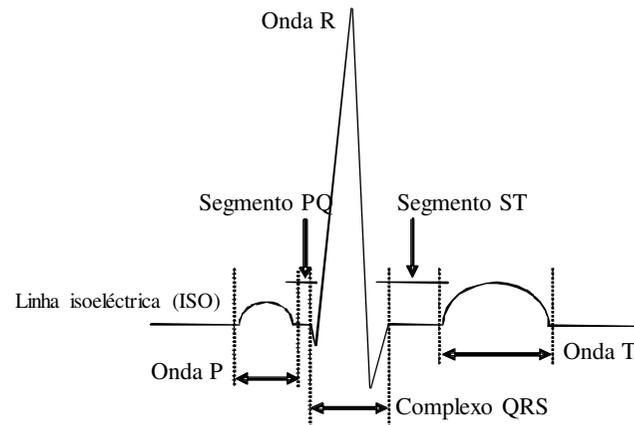
• Sistema Monitor composto de:

- Microcontrolador PIC16F870
- *Link* de RF de até 40 kbps
- Determinação da frequência através da detecção do complexo QRS
- Utiliza a variação do sinal para a localização do complexo QRS, utilizando as derivações V2 e V6

• Sistema Fixo composto de:

- Número de socorro programável pelo usuário
- Aviso sonoro em caso de Sistema Monitor fora de alcance

Sistema de Detecção On-line de Infarto do Miocárdio Usando Modelos Ocultos de Markov (HMM - Hidden Markov Models)

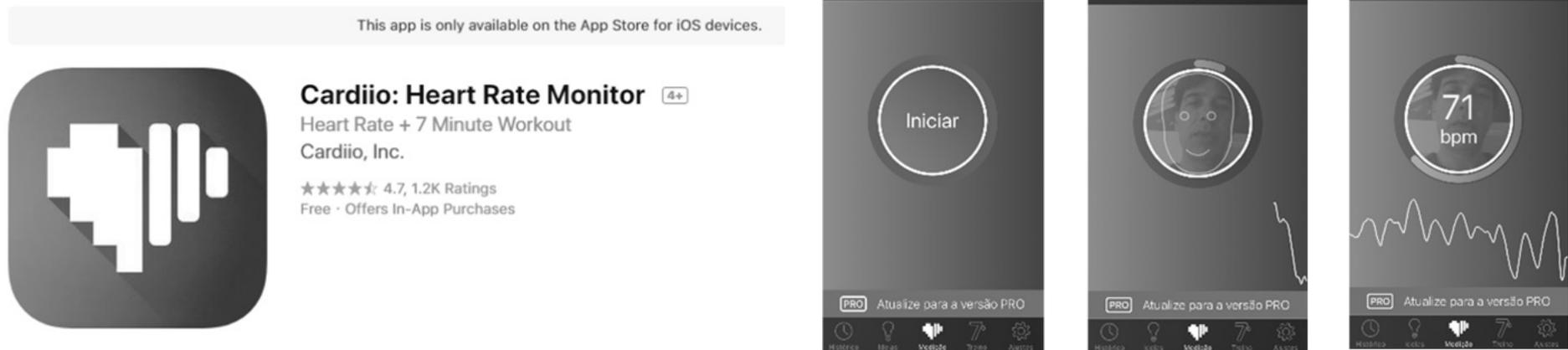


- A detecção de isquemia do miocárdio requer a segmentação prévia dos sinais de ECG para o diagnóstico
- É detectada através do desvio do nível do segmento ST em relação ao nível do segmento PQ
- A vantagem de utilizar Modelos Ocultos de Markov (HMM) se deve a que é mais facilmente adaptável às novas condições do sinal
- Assim, o uso de HMM melhora o desempenho do sistema

Imagens Térmicas por Infravermelho -Infrared Thermal Imaging (IRTI)- Através do Celular

Cardiio

- Aplicativo de celular que obtém o batimento cardíaco através de imagens faciais ou do dedo



Biossensor Temperatura

Sensor de Temperatura

- A temperatura corporal é um elemento relacionado à expressão de emoções, pois o Sistema Nervoso Autônomo (SNA) controla essa função visceral do organismo (além de outras características fisiológicas importantes para a homeostase do organismo)
- A temperatura corporal varia devido a eventos ou estímulos impactantes, como eventos desconfortantes, ataques, ameaças, surpresas
- Quando uma pessoa está positivamente ou negativamente excitada, os nervos simpáticos do SNA são ativados, desencadeando respostas fisiológicas (como variação da temperatura), cujos padrões são detectáveis e inevitáveis, ou seja, são menos suscetíveis ao controle consciente
- A vascularização das artérias gera potenciais que podem ser medidos através de sensores específicos
- Alguns trabalhos utilizam a termografia para monitorar o fluxo sanguíneo decorrente da vascularização supraorbital (testa), associando-a com emoções

Análise do Nível de Estresse Baseado na Variação de Temperatura Utilizando Sensor de Temperatura de Contato (Obtrusivo)

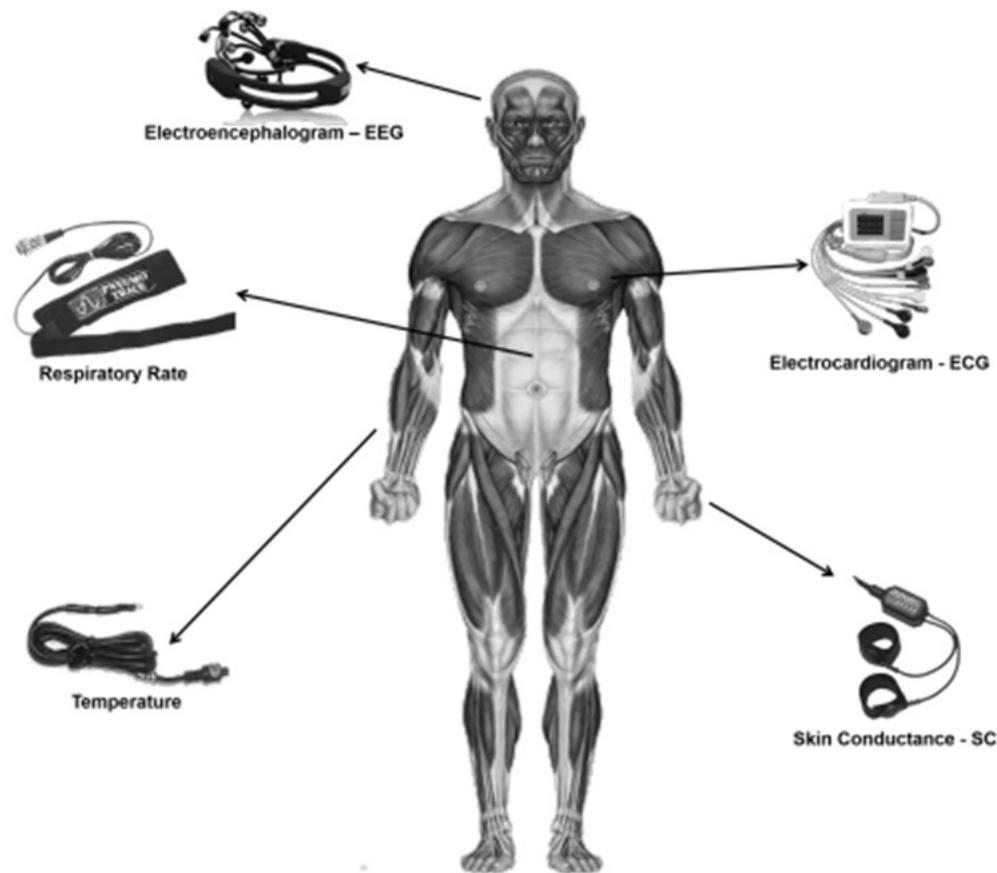


Fig. 1. Equipment and sensors for stress estimation: brain waves (EEG), heart rate (ECG), respiratory rate, temperature peripheral and skin conductance.

Sensores de Temperatura de Contato (Obtrusivos)



 **Termômetro Laser Sensor Medidor Temperatura Digital**
Distância Faixa De Temperatura: -50 A 380°C Tem
(Cód.9912505) ★★★★★ (52)

 Cor (2 opções)  UNICA  Quantidade 15

A partir de
R\$ 48,00

Fridababy FeverFrida the iThermonitor FridaBaby

★★★★☆ 106 customer reviews | 30 answered questions



Imagens Térmicas por Infravermelho -Infrared Thermal Imaging (IRTI)- (Não-Obtrusivo)

Vantagens

- Permite o registro dinâmico do fluxo sanguíneo, batimentos cardíacos, transpiração e temperatura corporal
- É uma técnica não-obtrusiva (sem contato) e altamente precisa
- Permite a avaliação instantânea de ambos os lados do corpo, permitindo a avaliação de assimetria térmica, e em grandes áreas do corpo

Desvantagens

- É influenciada pela iluminação ambiente, e por efeitos metabólicos de digestão, além de ser afetada por uso de óculos ou tiaras

Analizando Emoções de Crianças por IRTI



Escolas Municipais de Ensino Fundamental (EMEF) de Vitória:

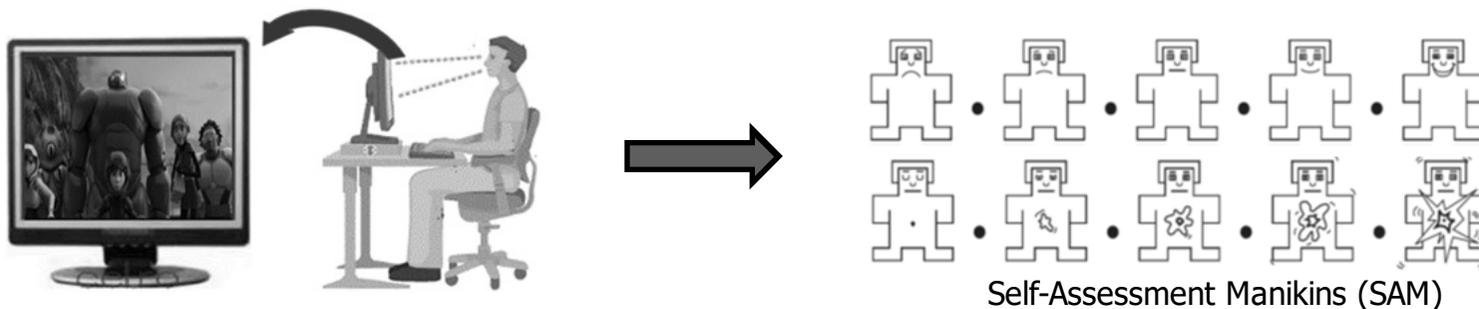
- Éber Louzada Zippinotti
- Álvaro de Castro Mattos
- Marechal Mascarenhas de Moraes

- 105 participantes: crianças típicas

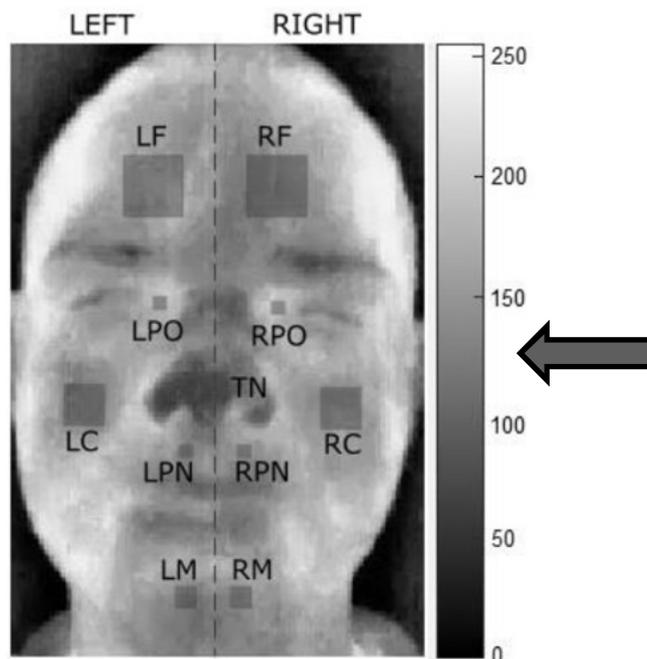


Experimentos

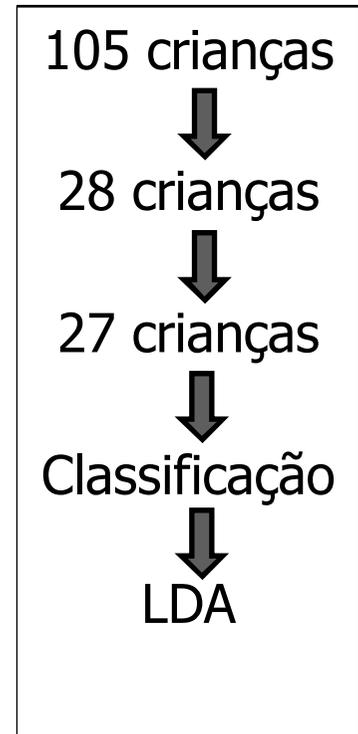
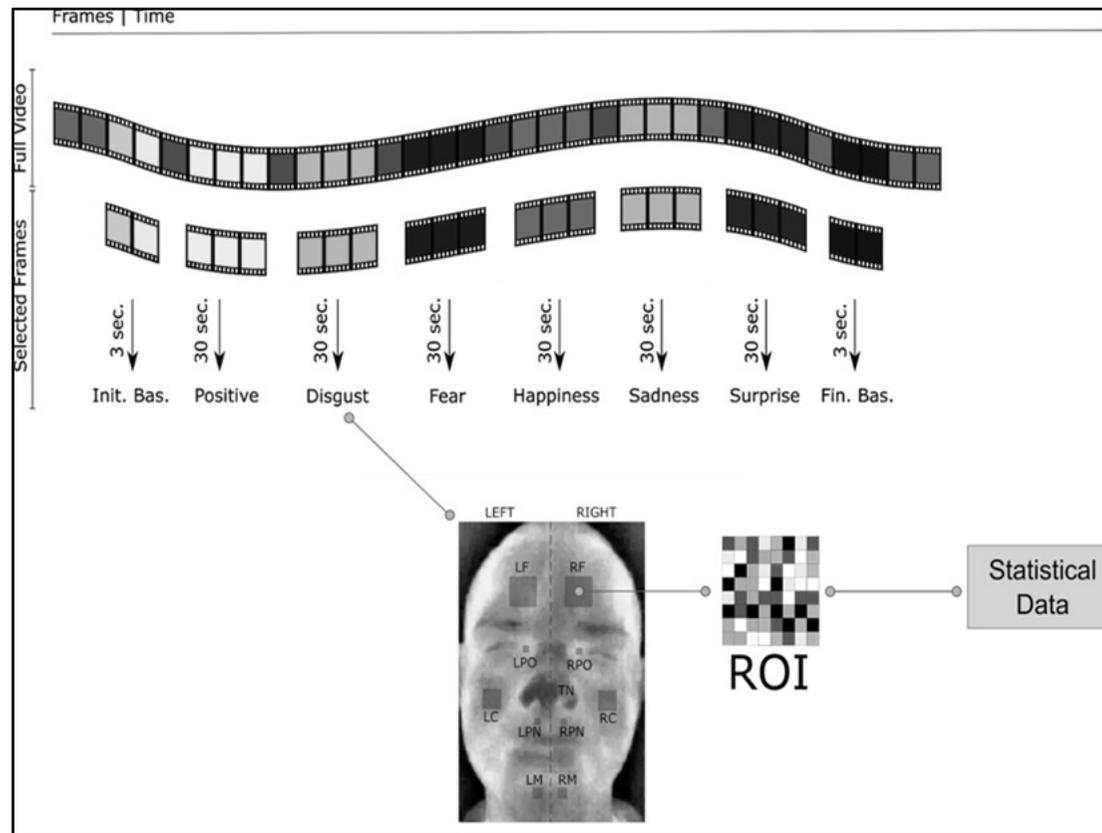
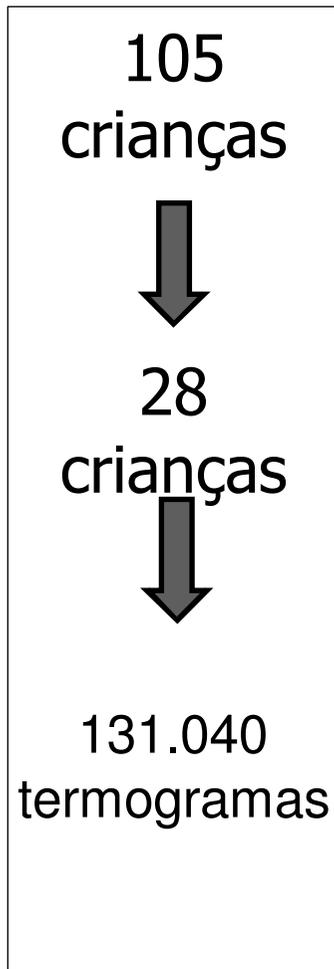
Vídeos para estimulação de emoções (nojo, medo, tristeza, alegria e surpresa)



Foram analisadas onze regiões faciais representativas para análise térmica:
LF: left forehead; RF: right forehead
LPO: left periorbital; RPO: right periorbital
TN: Tip of nose
LR: left cheek; RC: right cheek
LPN: left perinasal; RPN: right perinasal
LM: left mandible (or left chin) and RM: right mandible (or right chin)



Pré-Processamento de Sinais de Temperatura e Reconhecimento de Emoções



LDA: Linear Discriminant Analysis

Análise Estatística

Média e Variância

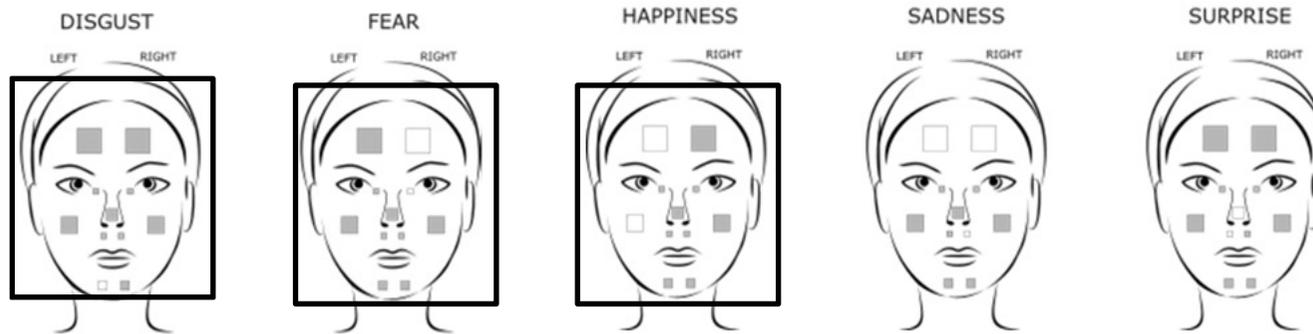
Análise de Variância (Anova)



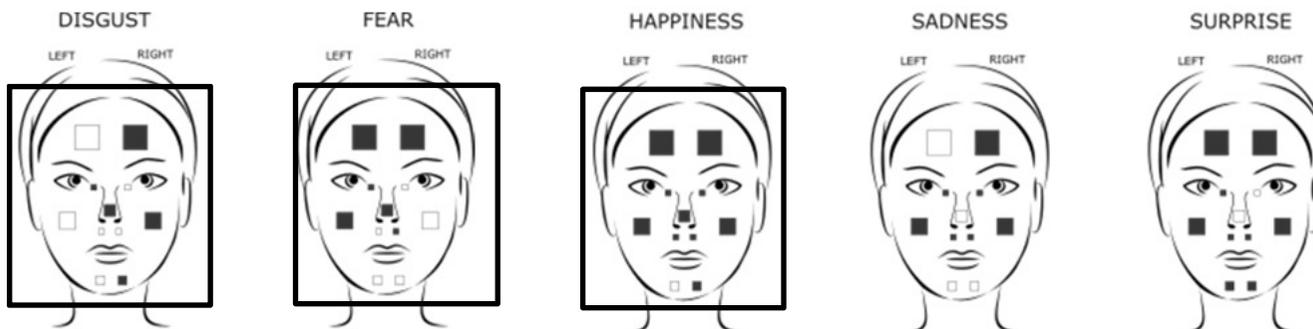
Análise em Relação à Referência de Base

Emoções que evocaram as mais altas variações de brilho:
nariz

Média



Variância



Análise em Relação à Referência de Base

Variação Térmica para cada região analisada

Média

ROI	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Right Forehead	↓	⇨	↓	⇨	↓
Left Forehead	↓	↑	⇨	⇨	↓
Right periorbital	↑	↓	↓	↓	↓
Left periorbital	↓	↓	↓	↓	↓
Nose tip	↓	↓	↓	↓	⇨
Right cheek	↑	↑	↑	↑	↑
Left cheek	↓	↓	⇨	↓	↓
Right perinasal	↓	↓	↓	⇨	↑
Left perinasal	↓	↓	↓	↓	⇨
Right chin	↓	↓	↓	↓	↓
Left chin	⇨	↓	↓	↓	↓

Análise de Conteúdo Emocional em Relação ao Anterior

Analysis between emotions		Regions of Interest										
		Left Forehead	Right Forehead	Left periorbital	Right periorbital	Nose tip	Right cheek	Left cheek	Left perinasal	Right perinasal	Left chin	Right chin
Disgust	Positive	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fear	Disgust	0	0	0.722	0.088	0	0	0	0	0	0	0
Happiness	Fear	0	0	0	0	0.299	0	0	0	0	0.207	0
Sadness	Happiness	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Surprise	Sadness	0	0	0	0	0.943	0.197	0	0	0	0	0

p-value \leq .05 (statistically significant)

P-value < 0.05 (diferença significativa)

Análise de Simetria Térmica Facial

Mean value analysis

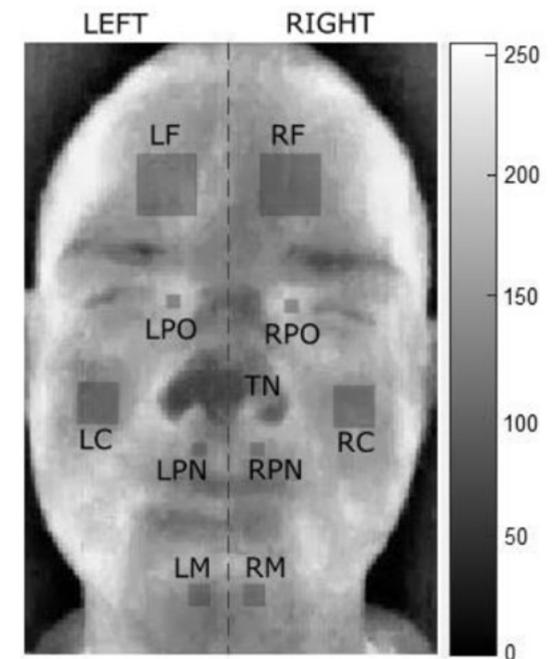
Left Forehead	Right Forehead	0	↑
Left Periorbital	Right Periorbital	0	↓
Left Cheek	Right Cheek	0	↓
Left Perinasal	Right Perinasal	0	↓
Left Chin	Right Chin	0.753	→

p -value $\leq .05$ (statistically significant)

Variance value analysis

Left Forehead	Right Forehead	0
Left Periorbital	Right Periorbital	0
Left Cheek	Right Cheek	0
Left Perinasal	Right Perinasal	0
Left Chin	Right Chin	0

p -value $\leq .05$ (statistically significant)



P-value < 0.05 (diferença significativa)

Reconhecimento de Emoções

Matriz de Confusão

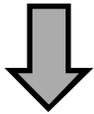
		Emotions identified by the classifier					
		Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise	Accuracy
Real emotions	Disgust	86.03%	5.25%	3.74%	3.93%	1.04%	86.03%
	Fear	5.84%	85.54%	3.34%	4.27%	1.01%	85.54%
	Happiness	4.88%	3.97%	84.33%	4.12%	2.70%	84.33%
	Sadness	4.22%	4.48%	8.03%	77.12%	6.14%	77.12%
	Surprise	1.80%	2.84%	6.14%	2.04%	87.18%	87.18%
Average Accuracy							84.04%

Reconhecimento de Emoções por IRTI

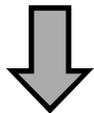
- Foram encontradas variações significativas de brilho para todas as emoções em relação à referência de base, e também variações entre uma emoção e outra
- As emoções que geraram as variações mais significativas foram: alegria e surpresa
- Foi detectado um decréscimo do brilho no nariz, para emoções positivas e negativas
- Foi verificada a existência de assimetria térmica facial
- Foi obtida uma alta taxa de reconhecimento de emoções: 84% utilizando Linear Discriminant Analysis (LDA)

Experimentos Atuais

O robô é inicialmente coberto (para aquisição de referência de base para imagens faciais)



O robô é descoberto (aquisição de imagens faciais – análise de emoções)



Construção da interação criança-robô



Aumento da interação



Questionários de avaliação



Funções de um Engenheiro Biomédico em um Hospital

- Participação no processo de aquisição das tecnologias e equipamentos hospitalares, responsabilizando-se por:
 - Recebimento dos mesmos
 - Definição dos requisitos de instalação dos mesmos (dimensionamento de áreas físicas, instalações elétricas e hidráulicas)
 - Manutenção corretiva e preventiva
 - Treinamento dos funcionários para a operação dos mesmos
 - Cuidar do “ciclo de vida” dessas tecnologias e equipamentos hospitalares
- Gerenciamento de resíduos sólidos hospitalares, responsabilizando-se por:
 - Programação do descarte desses resíduos, além de outros materiais: baterias, lâmpadas, partes e peças usadas e até mesmo equipamentos desativados e qualquer material técnico gerado da atividade
- Planejamento, definição e execução de políticas e programas em toda a gestão da tecnologia da saúde, responsabilizando-se por:
 - Segurança hospitalar (cumprimento das normas dos órgãos reguladores)
 - Gerenciamento de risco
 - Melhorias na qualidade, atendimento à demanda de pacientes e otimização da produtividade de todos os funcionários
 - Administração financeira hospitalar
- Engenheiros Biomédicos podem tornar um hospital menos custoso e muito mais eficiente

Exemplo de Aplicação de Imagens Médicas



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

Detecção e Classificação de Câncer a partir de Mamografias Digitalizadas e Redes Neurais Convolucionais

Aluno: Rodolfo de Figueiredo Dalvi

Orientador: Patrick Marques Ciarelli

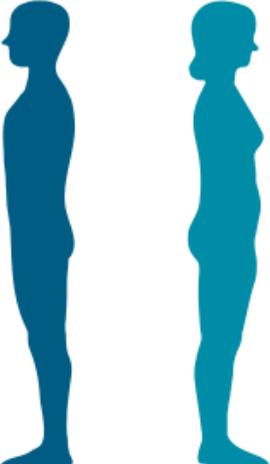
Sumário

- Introdução;
- Objetivo;
- Redes Neurais Convolucionais;
- Abordagem semi-automática:
 - Metodologia: Detecção do câncer utilizando informações da base de dados;
 - Análise dos resultados;
- Abordagem automática:
 - Metodologia: Segmentação, detecção e classificação do câncer;
 - Análise dos resultados;
- Conclusão e trabalhos futuros;

Introdução

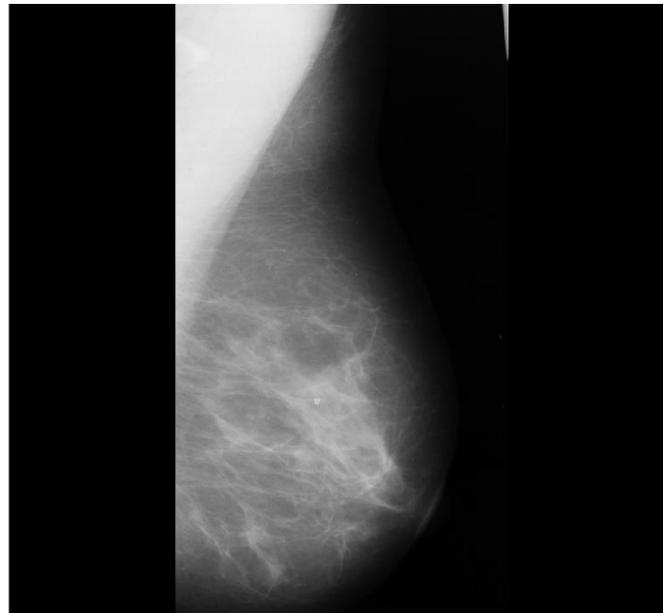
- O Câncer é uma das principais causas de morte no mundo: Em 2015, foram aproximadamente 8,8 milhões de mortes, 1 a cada 6 mortes no mundo;
- Dentre os diferentes tipos, o câncer de mama é o segundo mais comum entre as mulheres no mundo (2012), e o principal em mortes no Brasil (2008);

Mortes por câncer no Brasil em 2008

		Homens	Mulheres		
Traqueia, brônquios e pulmões	15,3%		Mama	16,0%	
Próstata	14,1%		Traqueia, brônquios e pulmões	10,0%	
Estômago	9,7%		Cólon e reto	8,6%	
Cólon e reto	6,8%		Colo do útero	6,6%	
Esôfago	6,5%		Estômago	6,1%	
Fígado e vias biliares intra-hepáticas	4,6%		Pâncreas	4,6%	
Cavidade oral	4,2%		SNC	4,5%	
SNC	4,2%		Fígado e vias biliares intra-hepáticas	4,2%	
Pâncreas	3,9%		Localização primária desconhecida	4,0%	
Laringe	3,7%		Ovário	3,9%	
Outras	27,0%		Outras	31,3%	
Total	85.988			Total	73.775

Introdução

- Uma detecção precoce pode aumentar as chances de cura para até 95%, enquanto uma detecção tardia pode reduzir para até 50%;
- Mamografia: importante método de detecção do câncer em seu estágio inicial;



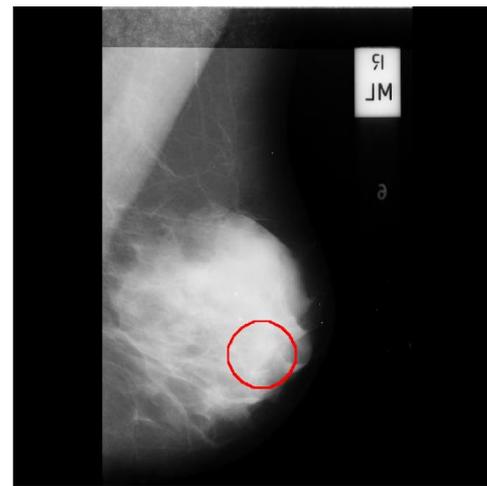
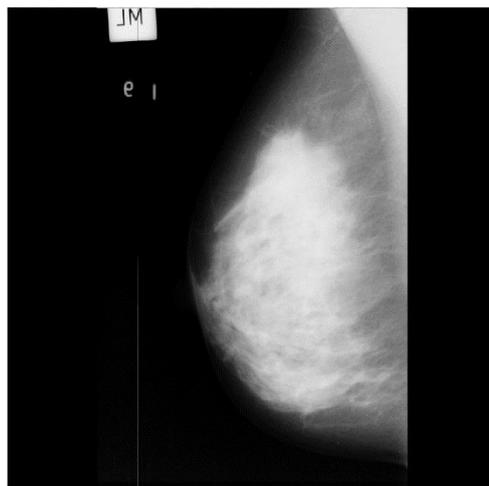
Introdução

- Identificação do tumor na mamografia;

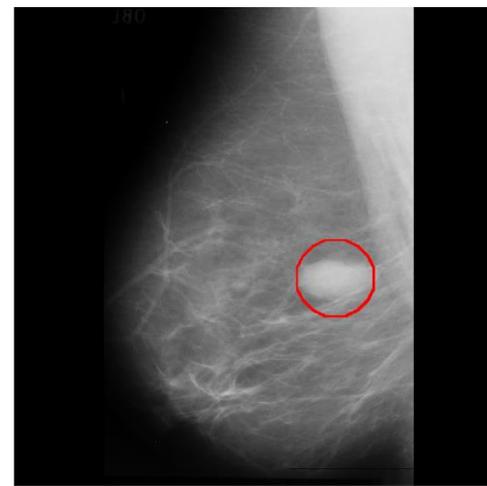
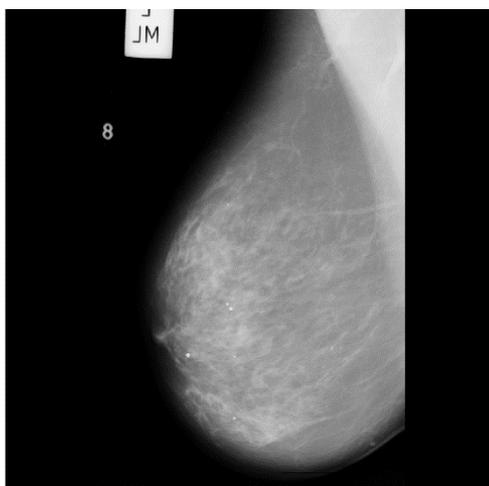
Normal

Câncer

Mamas mais
Densas

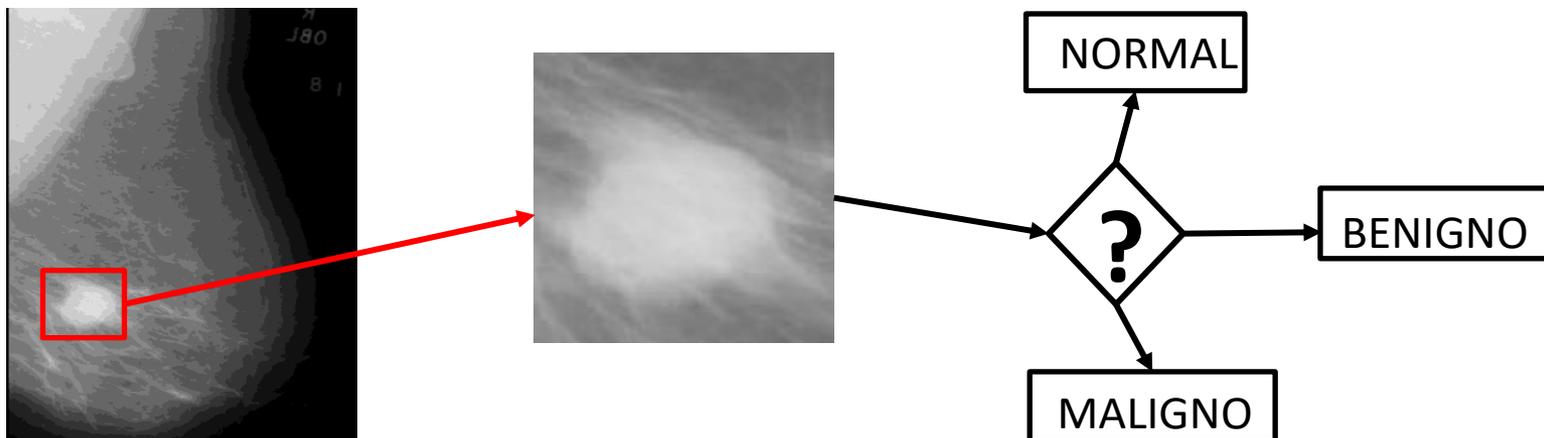


Mamas menos
Densas



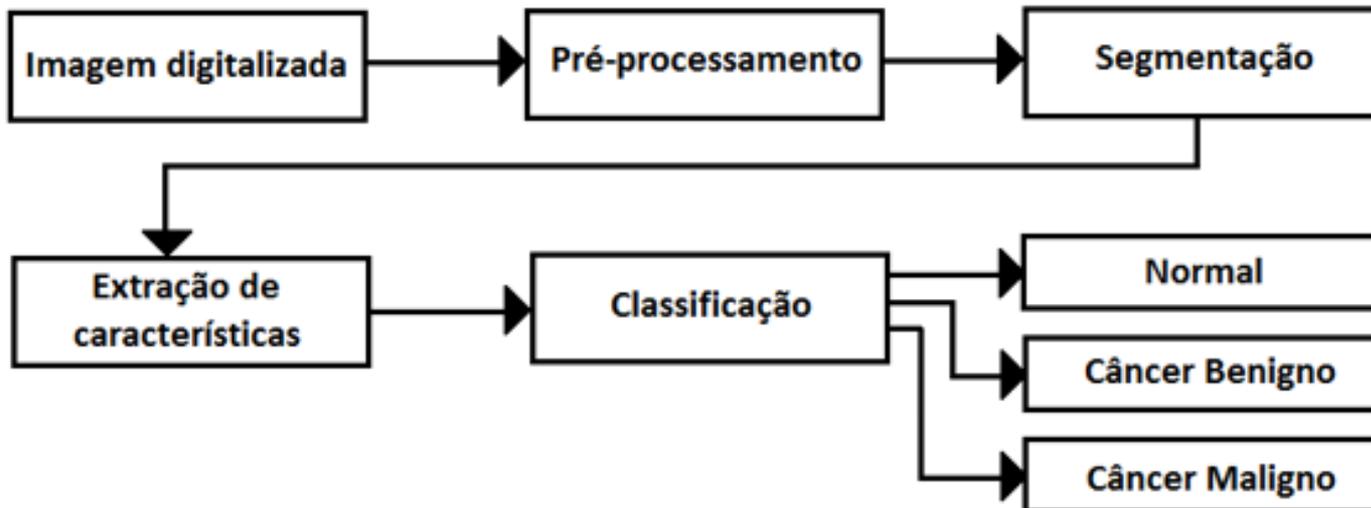
Objetivo

- Problema: Demora no diagnóstico do câncer de mama reduzindo as chances de cura do paciente;
- Objetivo: Este trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia que seja capaz de identificar e classificar tumores cancerígenos utilizando imagens digitais de mamografia;
 - Objetivos parciais:
 - Desenvolver metodologia para segmentar a mamografia selecionando regiões de interesse (*ROI – region of interest*);
 - Avaliar métodos para classificar cada ROI selecionada;



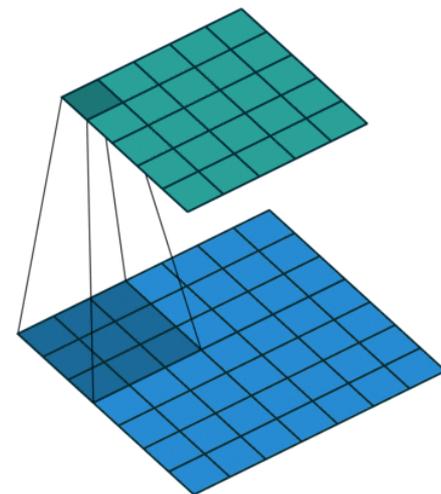
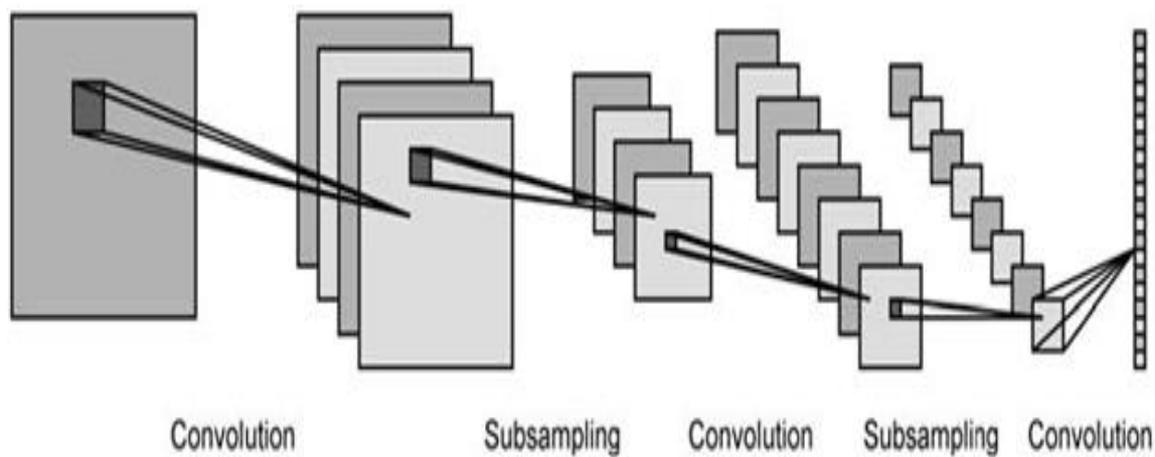
Proposta

- Proposta de solução: Desenvolvimento de abordagem para diagnóstico assistido por computador;



Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks – CNN*)

➤ As CNNs são semelhantes às redes neurais, porém possuem a capacidade de considerar informações espaciais, as tornando muito importantes em problemas de processamento de imagens;



Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks – CNN*)

- Camada convolucional: Extração de características;

Input Image

1 × 0	2 × 1	1	3	1
2 × 1	1 × 2	1	2	1
2	1	1	1	3
0	1	2	2	3
4	1	3	1	0

Feature Map

6			

- Camada max pooling: Redução de dimensionalidade;

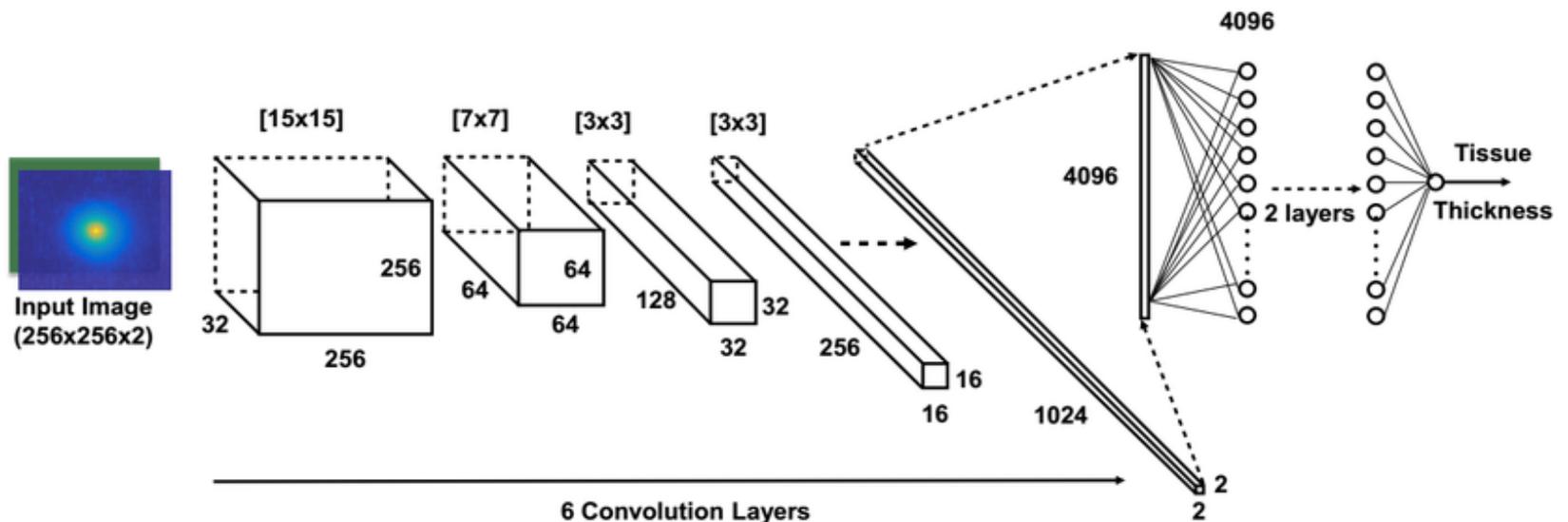
Feature Map

6	4	8	5
5	4	5	8
3	6	7	7
7	9	7	2

Max-Pooling

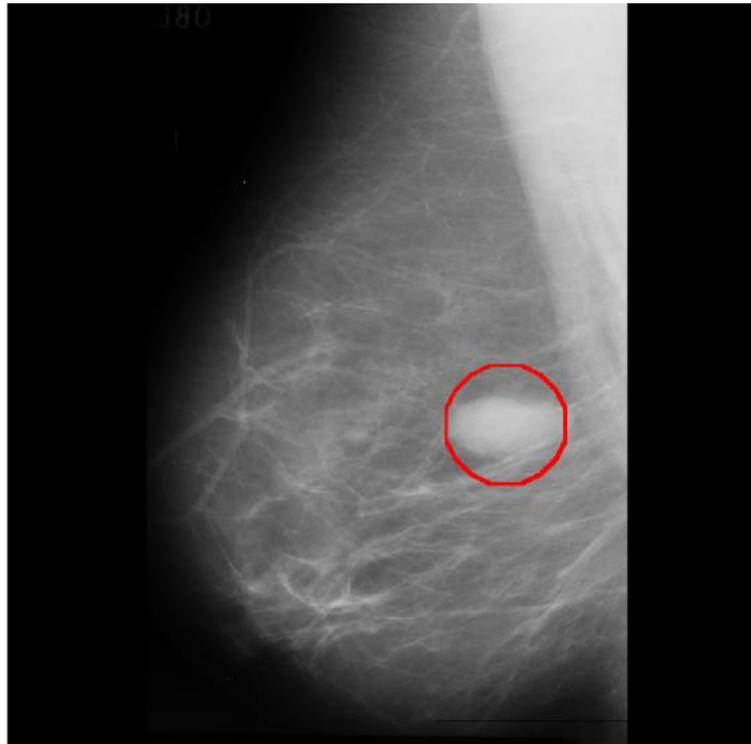
Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks – CNN*)

➤ Camadas totalmente conectadas: Classificação;



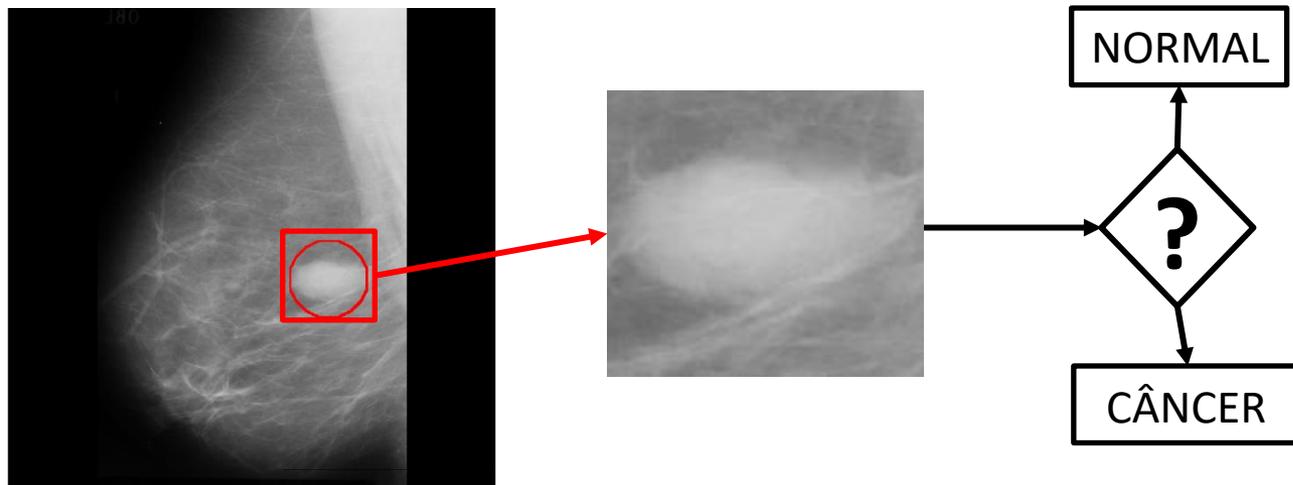
Base de dados

- Base de dados: MIAS (*Mammographic Image Analysis Society*):
 - 330 imagens: 208 normais (64%), 122 com câncer (36%);



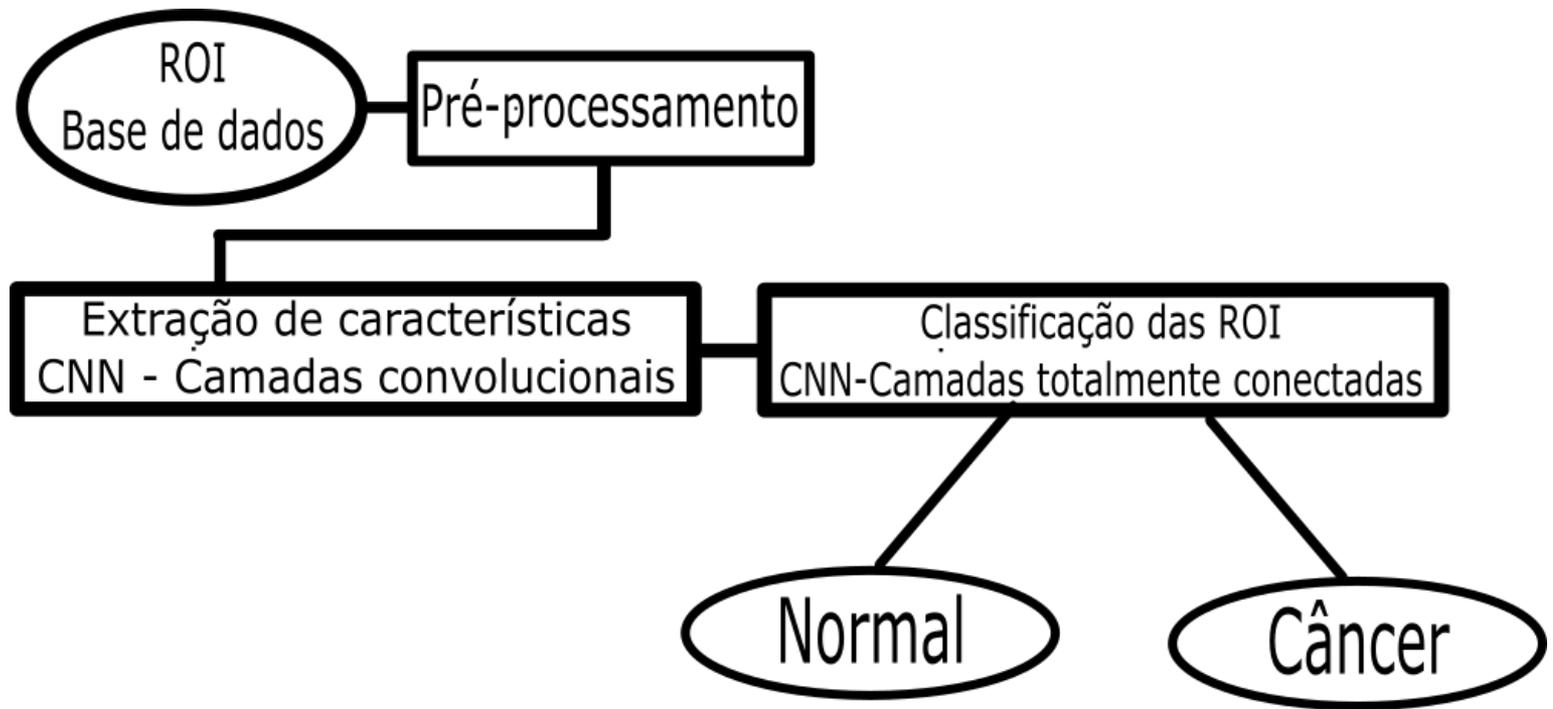
Abordagem semi-automática: Metodologia

- Abordagem mais simples, utilizando a informação da localização da região do tumor informada pela base de dados;



Abordagem semi-automática: Metodologia

- Fluxograma da metodologia desenvolvida.



Abordagem semi-automática: Pré-processamento

- Determinação da ROI: Região de interesse de 128 x 128 pixels;

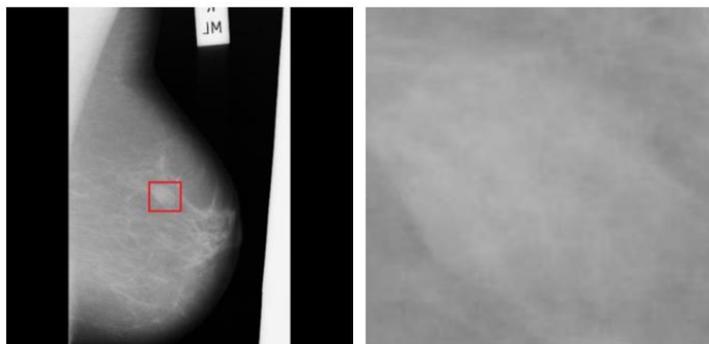


Imagem com câncer

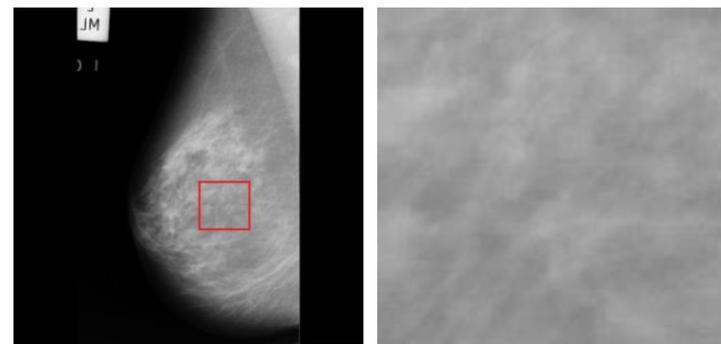
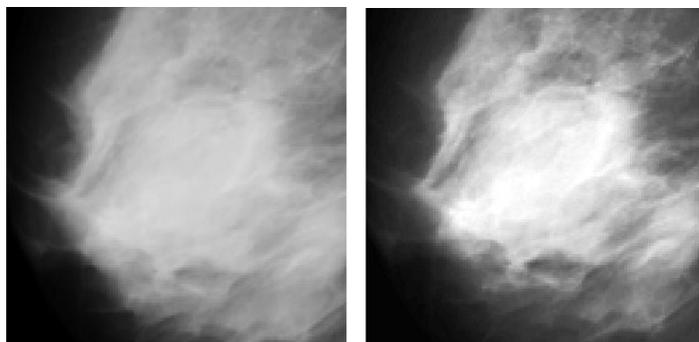
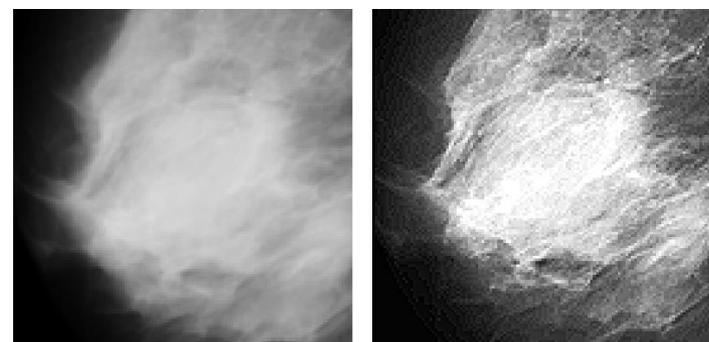


Imagem normal

- Realce da imagem: Equalização de histograma e filtro de alto reforço (Highboost);



Equalização de histograma



Equalização de histograma +
filtro de alto reforço

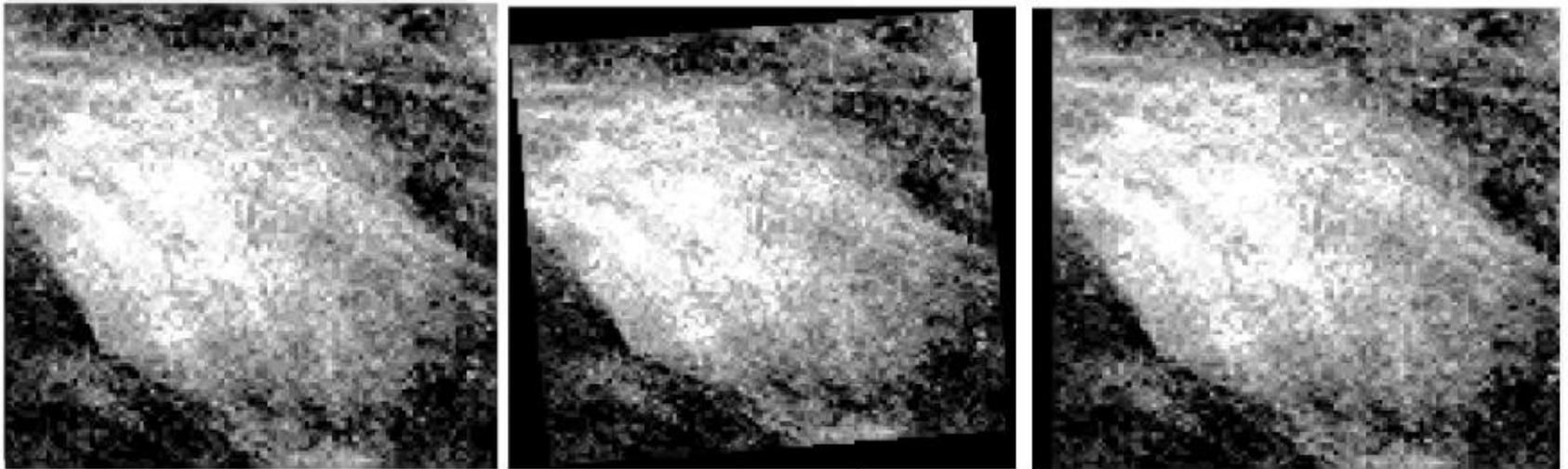
Abordagem semi-automática: CNN - Extração de características

- CNN Inicial: 5 camadas convolucionais intercaladas com camadas de max-pooling;

- Treinamento: Taxa de aprendizagem de 0,0001 e 30 iterações;

Abordagem semi-automática: CNN – Data augmentation

- Para aprimorar o treinamento da CNN, foi aplicada uma técnica chamada de data augmentation:
 - Imagens deslocadas em ± 5 pixels e rotacionadas em ± 2 graus;
 - Total de até 9240 imagens a partir das 330 imagens originais;



Abordagem semi-automática: CNN - Classificação

- CNN Final: Foram adicionadas camadas totalmente conectadas treinadas separadamente com a função de classificação;
- Estrutura final: 4 camadas convolucionais iniciais + camadas totalmente conectadas: 18432 – 50 – 2;
- Treinamento: Apenas as camadas totalmente conectadas, com taxa de aprendizagem de 0,01 e 100 épocas;

Abordagem semi-automática: Resultados

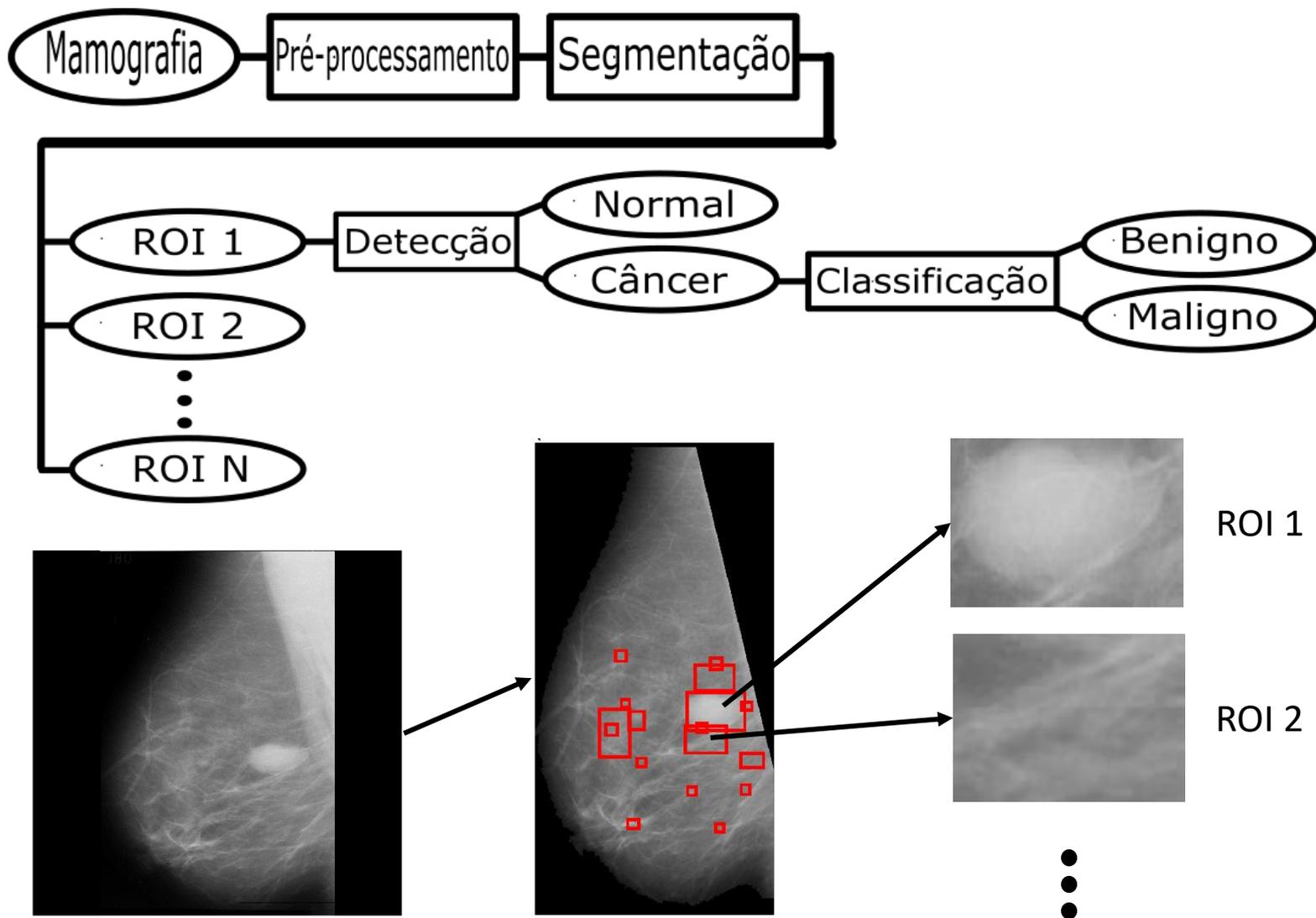
Evolução da abordagem

Abordagem	<i>Ac</i> (%)	<i>Se</i> (%)	<i>Es</i> (%)
Semi-automática	92,94	87,00	96,56
Semi-automática + <i>Highboost</i>	97,06	97,03	97,23
Semi-automática + <i>Highboost</i> + <i>Data augmentation</i>	99,41	98,57	100

Comparação com outros trabalhos

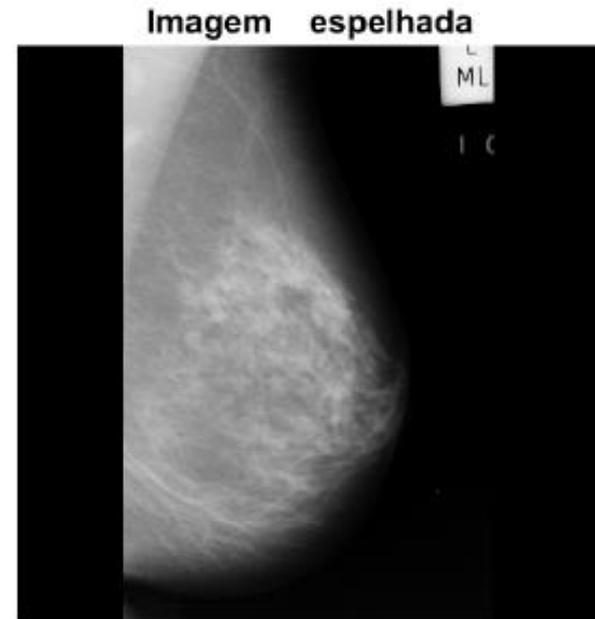
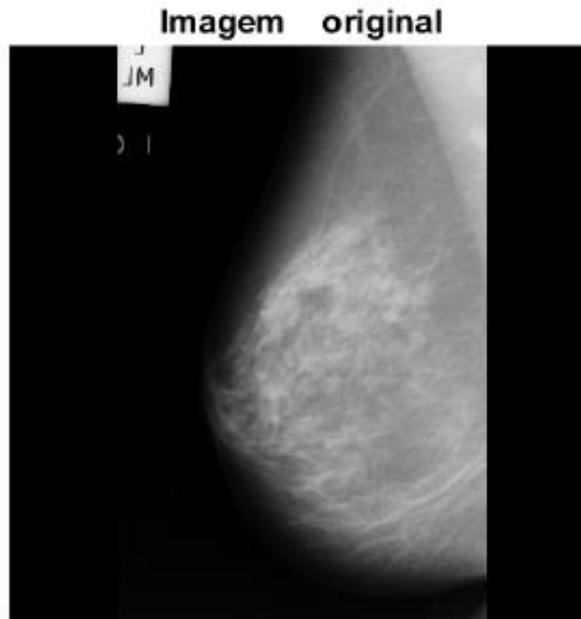
Trabalho	<i>Ac</i> (%)	<i>Se</i> (%)	<i>Es</i> (%)
Este Trabalho	99,41	98,57	100
(PRATIWI et al., 2015)	93,98	97,22	91,49
(DEEPA; BHARATHI, 2013)	92,19	88,00	95,00
(ALCÂNTARA; JUNIOR; RAMOS, 2016)	84,40	85,40	83,40
(BUCIU; GACSADI, 2011)	84,37	97,56	60,86

Abordagem automática: Metodologia



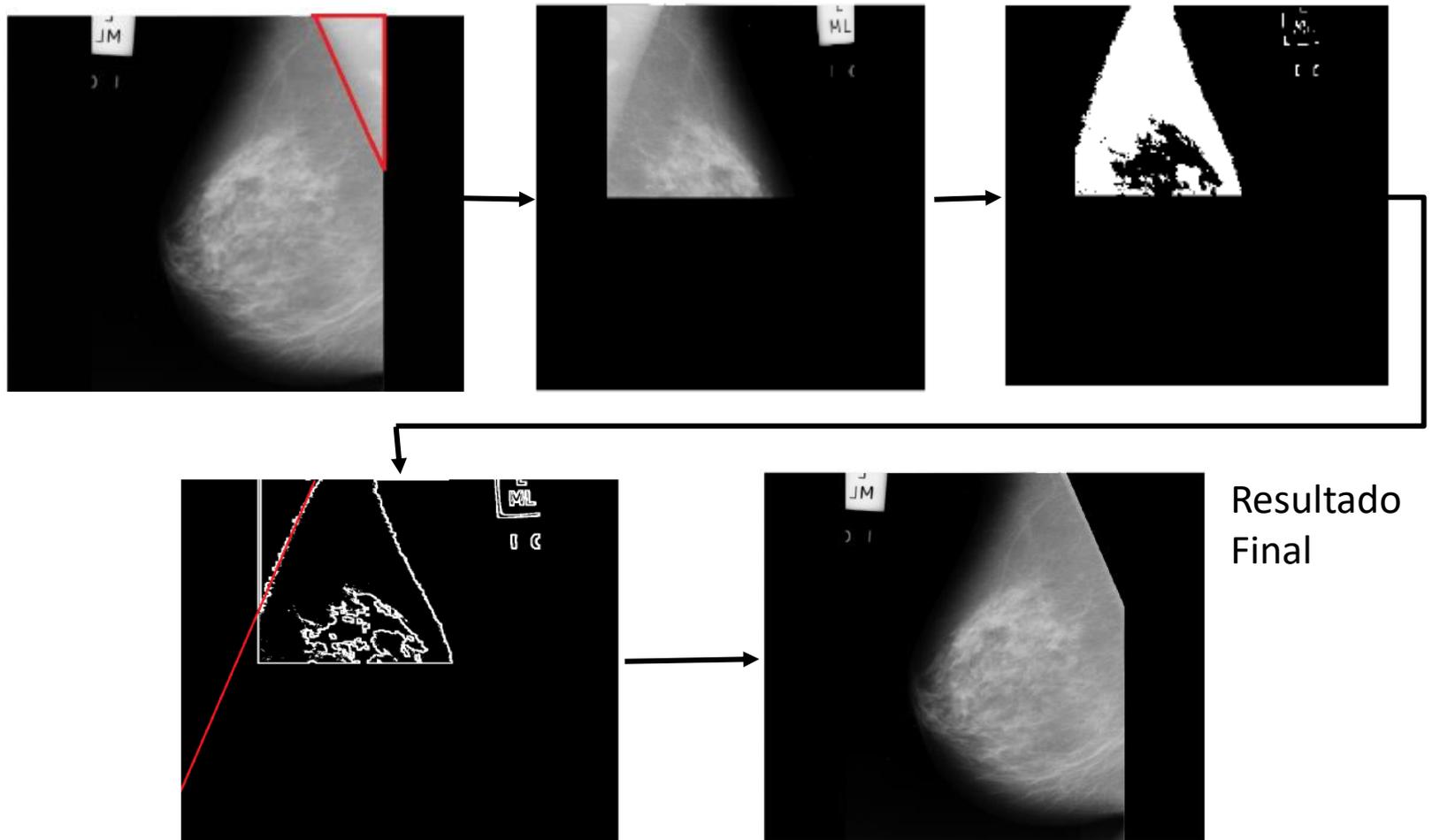
Abordagem automática: Pré-processamento

- Pré-processamento: Realce das informações relevantes e eliminação das informações desnecessárias;
- Redirecionamento da mama;



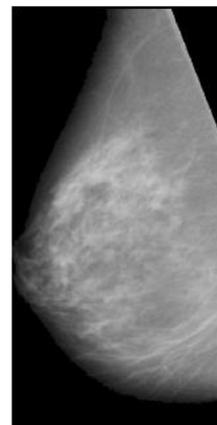
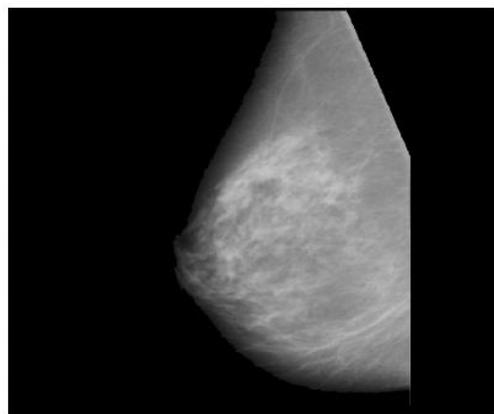
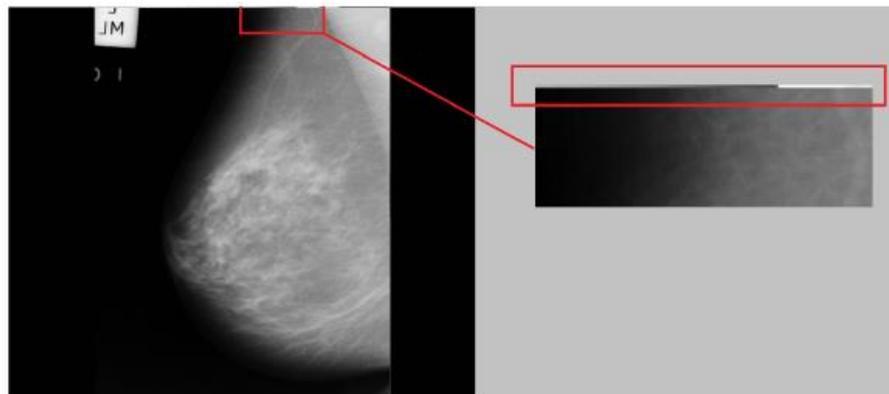
Abordagem automática: Pré-processamento

- Recorte da região peitoral: Recorte, binarização, detecção de contornos e transformada Hough;



Abordagem automática: Pré-processamento

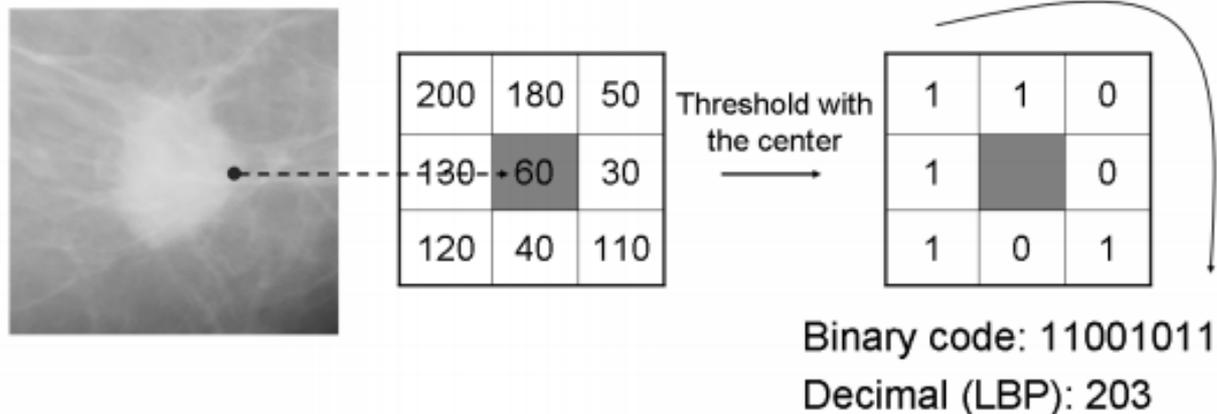
- Seleção da região mamária: Binarização, eliminação de ligações com outros objetos, eliminação de objetos não pertencentes à mama, e do fundo escuro presente nas laterais da imagem;



Resultado
Final

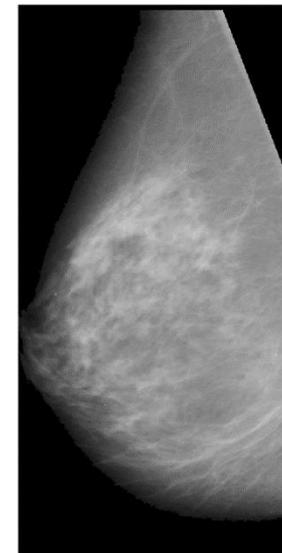
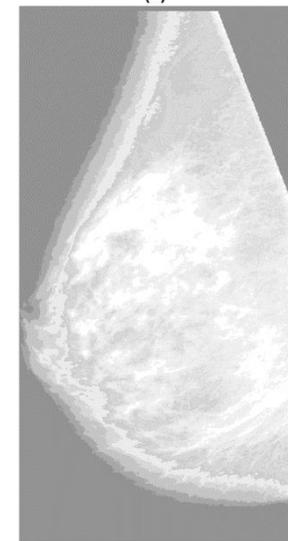
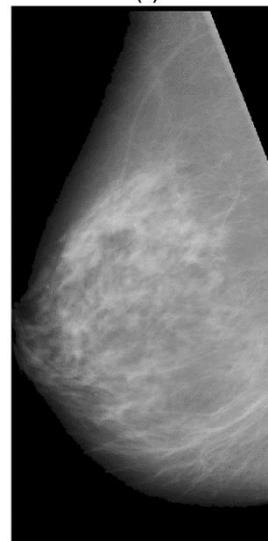
Abordagem automática: Segmentação

- Foi avaliada a hipótese de utilizar a imagem original para a segmentação, porém foram obtidos melhores resultados utilizando um mapa de características: Informações de probabilidade de intensidade e textura;
- Textura: *Local Binary Pattern (LBP)*;



Abordagem automática: Segmentação

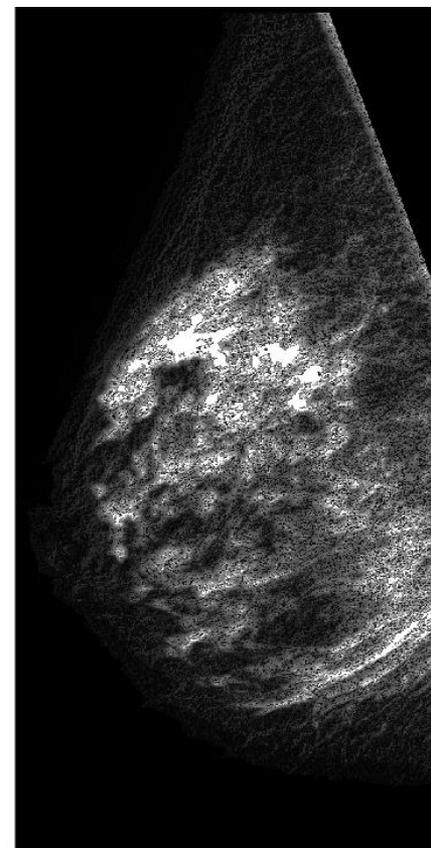
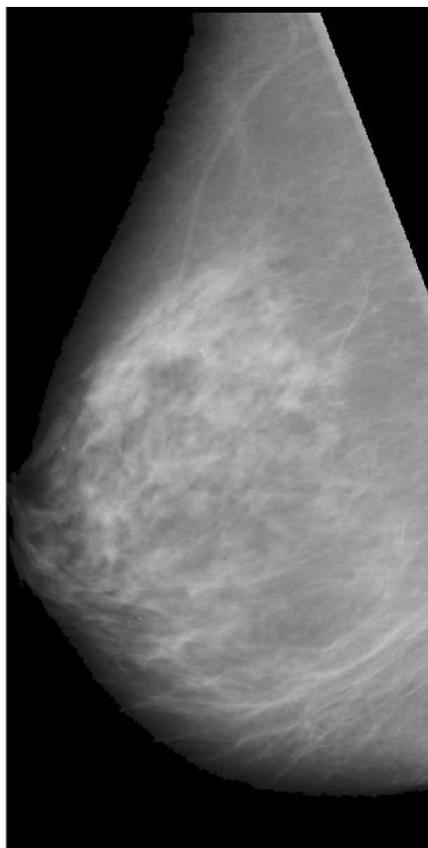
- Mapa de características de intensidade: Probabilidade da intensidade do pixel (0-255) corresponder à uma região cancerígena;
- Mapa de características de textura: Probabilidade da textura do pixel (0-255) corresponder à uma região cancerígena;



Abordagem automática: Segmentação

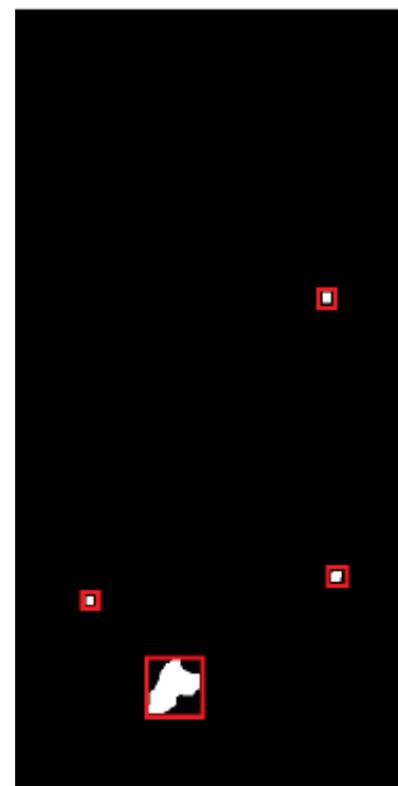
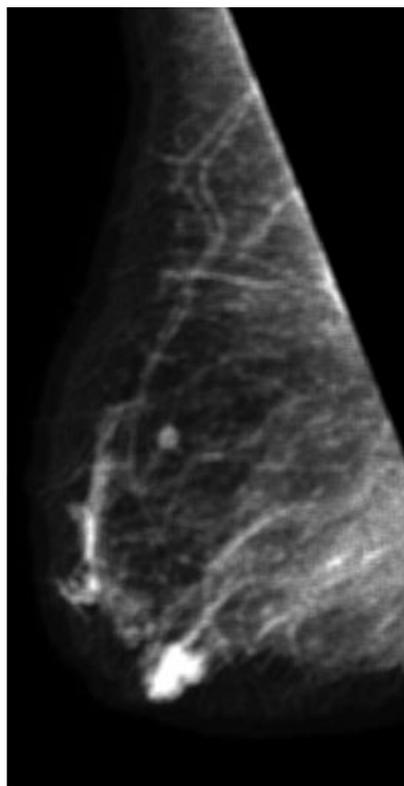
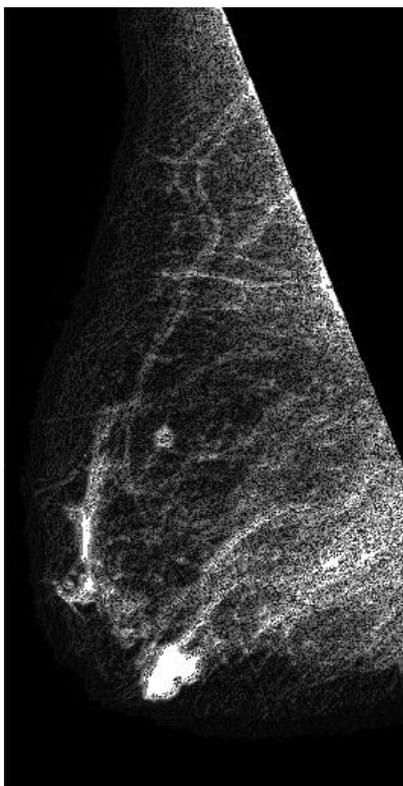
- Mapa de características de intensidade e textura: Probabilidade da combinação de intensidade (0-15) e textura (0-15) do pixel pertencer à uma região cancerígena;

256 Combinações	
Intensidade	Textura
0	0
0	1
0	2
...	
0	15
...	
1	0
1	1
1	2
...	
1	15
...	
15	15



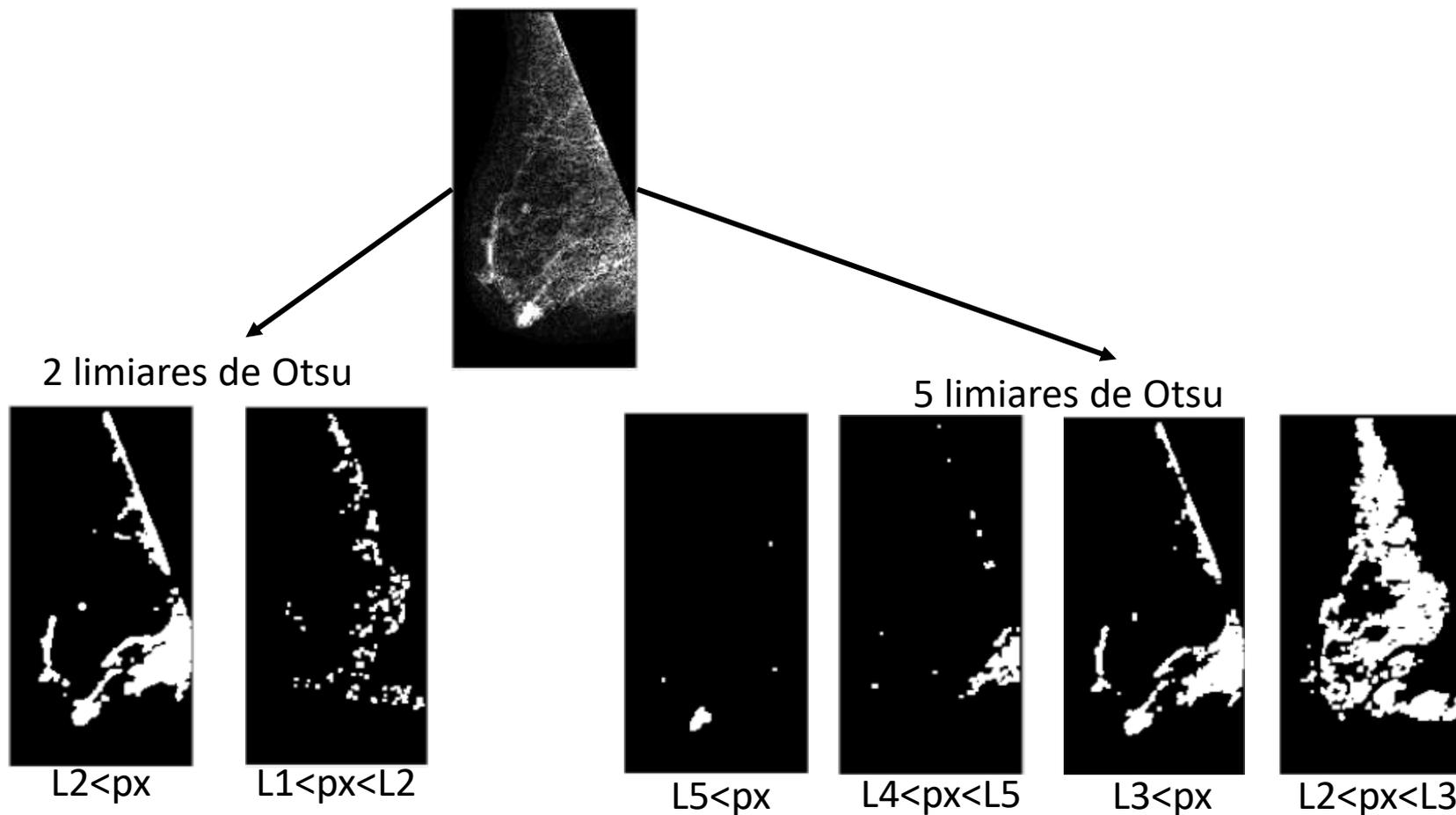
Abordagem automática: Segmentação

- Suavização e binarização do mapa de características: Detectou bem casos mais fáceis, porém perdeu muitos casos mais difíceis;



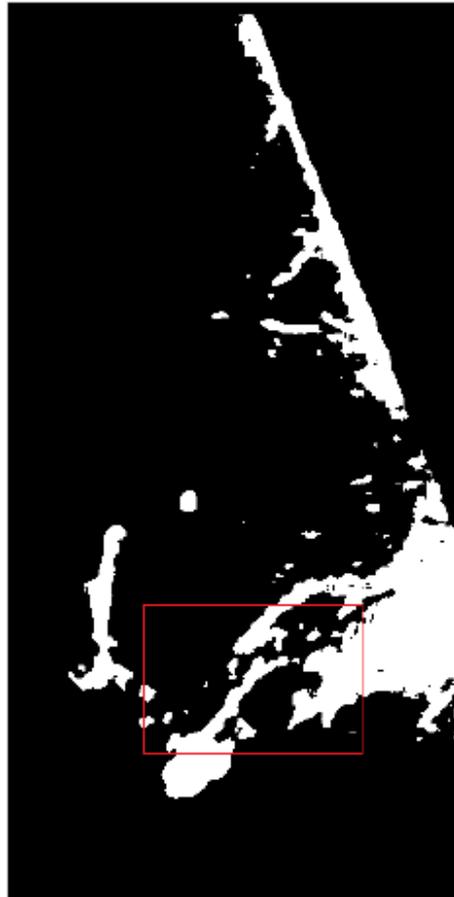
Abordagem automática: Segmentação

- Sobre-segmentação: Tem como objetivo detectar o maior número possível de candidatos, realizando duas limiarizações:



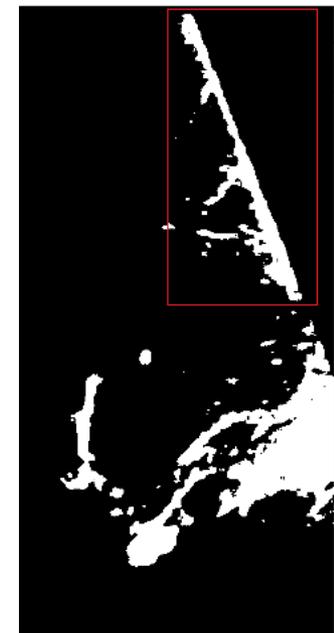
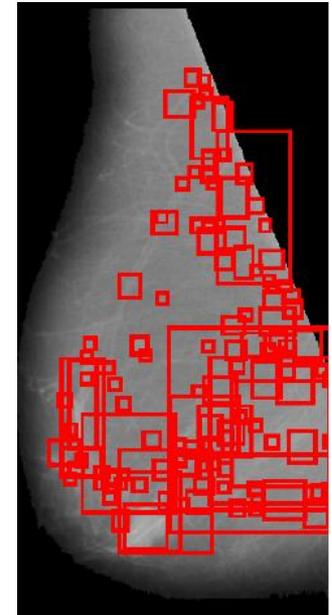
Abordagem automática: Segmentação

- Eliminação de ruídos e ligações entre regiões candidatas;



Abordagem automática: Segmentação

- Detecção de objetos: Identificação de candidatos;
- Filtragem de candidatos:
 - Regiões muito pequenas;
 - Regiões próximas à região peitoral;

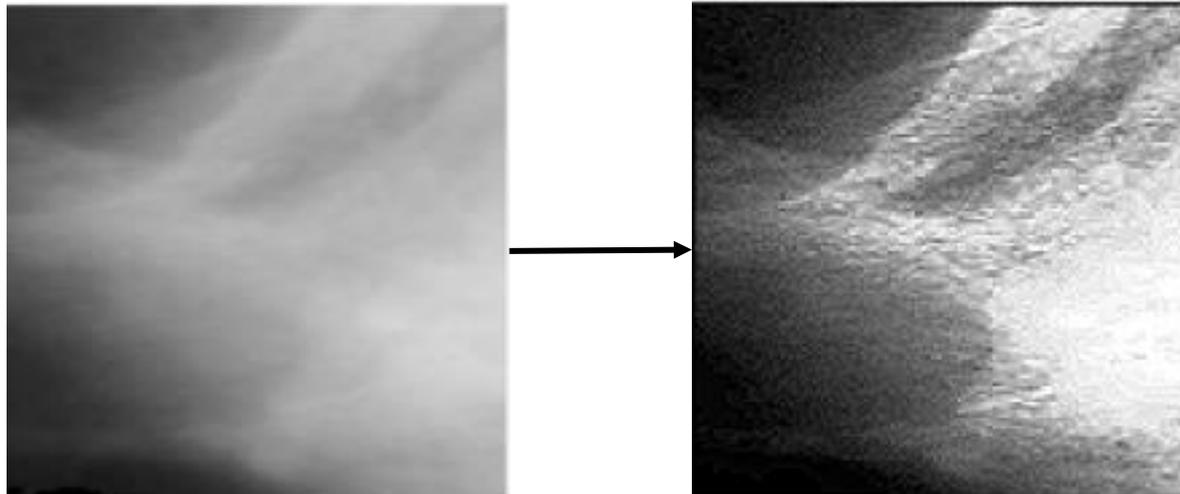


Abordagem automática: Segmentação

- Aplicação da técnica de supressão de não máximos (*Non-Maximum Suppression – NMS*):
 - Técnica para eliminar regiões muito próximas, consideradas como sendo relativas à mesma ROI;
 - Redução da quantidade de ROI detectadas de 32677 para 7480 (Redução de 77,1%);

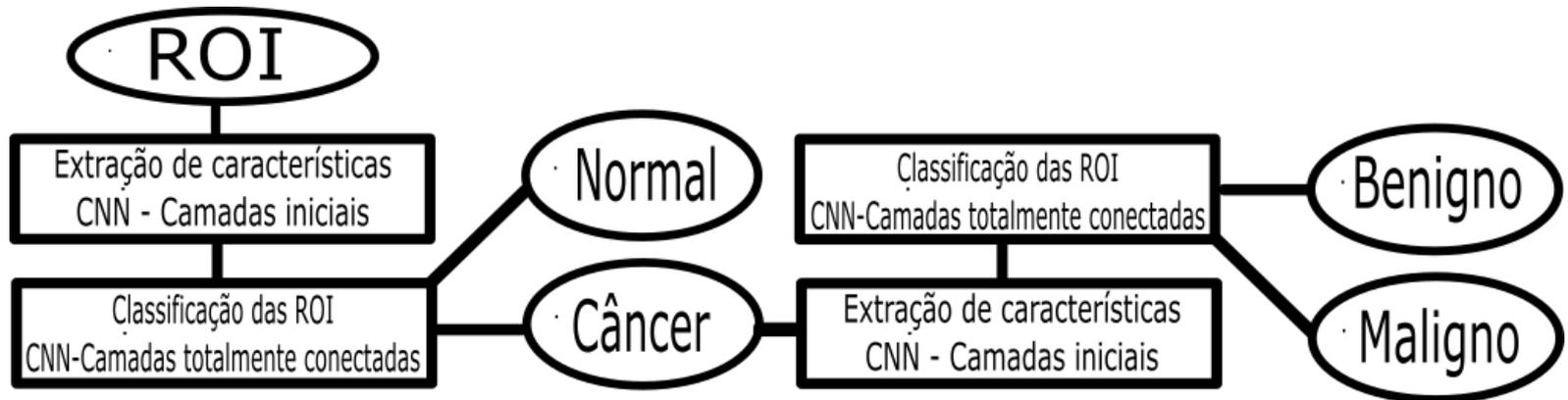
Abordagem automática: Realce das ROI

- A partir das posições de ROI obtidas na segmentação, são selecionadas as regiões a partir das imagens originais;
- Realce das ROI: Mesmo pré-processamento realizado na abordagem semi-automática: Equalização do histograma e aplicação do Highboost;



Abordagem automática: CNN – Extração de características

- Mesma metodologia aplicada à abordagem semi-automática, porém realizada em duas etapas;



- Determinação das classes das ROI obtidas a partir da segmentação: As ROI com pelo menos 25% de sua área pertencente à uma região cancerígena são consideradas como câncer e as demais são consideradas normais;

Abordagem automática: CNN – Extração de características

- Na etapa de Extração de características, foram avaliadas três arquiteturas de CNN:
 - Arquitetura desenvolvida pelo próprio autor, utilizada na abordagem semi-automática, com profundidade de 5 camadas convolucionais;
 - AlexNet: arquitetura famosa por ter ganho competição de classificação de imagens batendo os outros classificadores em pelo menos 10% de erro, com uma profundidade de 8 camadas;
 - VGGNet: arquitetura desenvolvida depois da AlexNet, com maior profundidade, possuindo uma arquitetura de 16 e outra de 19 camadas;

Abordagem automática: Treinamento CNN iniciais

- Nas três diferentes arquiteturas foi realizado um treinamento com taxa de aprendizagem igual à 0,0001 e 30 iterações;
- O grupo de dados foi dividido em treinamento, validação e teste nas proporções de 70%, 20% e 10% respectivamente;

Abordagem automática: CNN – Classificação

- Assim como na abordagem semi-automática, foram adicionadas camadas totalmente conectadas ao fim das camadas convolucionais que foram treinadas individualmente;
- Dimensões finais das CNN:
 - CNN próprio autor: 4 camadas iniciais + 18432 – 1000 – 2;
 - AlexNet: 6 camadas iniciais + 4096 – 1000 – 2;
 - VGGNet: 15 ou 18 camadas iniciais + 4096 – 1000 – 2;
- Treinamento das camadas totalmente conectadas: Taxa de aprendizagem igual à 0,0001 e 1000 iterações;

Abordagem automática: Resultados

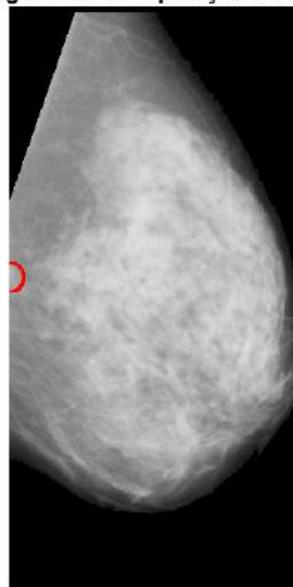
➤ Segmentação:

Método	Ac(%)	Se(%)	Es(%)	Sb(%)
Imagem original (1 limiar)	60,41	75,70	60,21	18,94
Mapa de características (1 limiar)	70,25	79,04	70,18	20,17
Mapa de características (6 limiares)	49,25	95,60	48,91	32,13
Mapa de características (6 limiares) + NMS	70,27	94,73	69,57	38,27

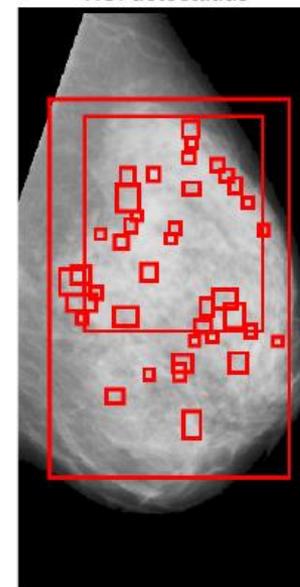
Trabalho	Ac(%)	Se(%)	Es(%)
Este Trabalho	70,27	94,73	69,57
(WIRTTI, 2012)	76,00	75,00	76,12

- Os principais erros ocorreram em imagens de mamas mais densas em que o tumor se confunde com a mama;

Imagem real com posição do tumor



ROI detectadas



Abordagem automática: Resultados

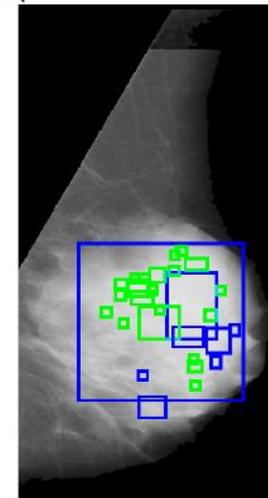
- Classificação entre Normal e Câncer:

rede CNN	Ac(%)	Se(%)	Es(%)
CNN Simples	81,08	80,70	81,48
CNN VGG-16	85,58	91,84	80,64
CNN VGG-19	85,58	87,75	83,87
CNN AlexNet	91,89	88,52	96,00

Trabalho	Ac(%)	Se(%)	Es(%)
Este Trabalho (CNN AlexNet)	91,89	88,52	96,00
(PRATIWI et al., 2015)	93,98	97,22	91,49
(DEEPA; BHARATHI, 2013)	92,19	88,00	95,00
(ALCÂNTARA; JUNIOR; RAMOS, 2016)	84,40	85,40	83,40
(BUCIU; GACSADI, 2011)	84,37	97,56	60,86

- Assim como na segmentação, a maioria dos erros aconteceram em imagens de mamas mais densas;

Imagem real com posição do tumor ROI (Verde - Normal / Azul - Câncer)

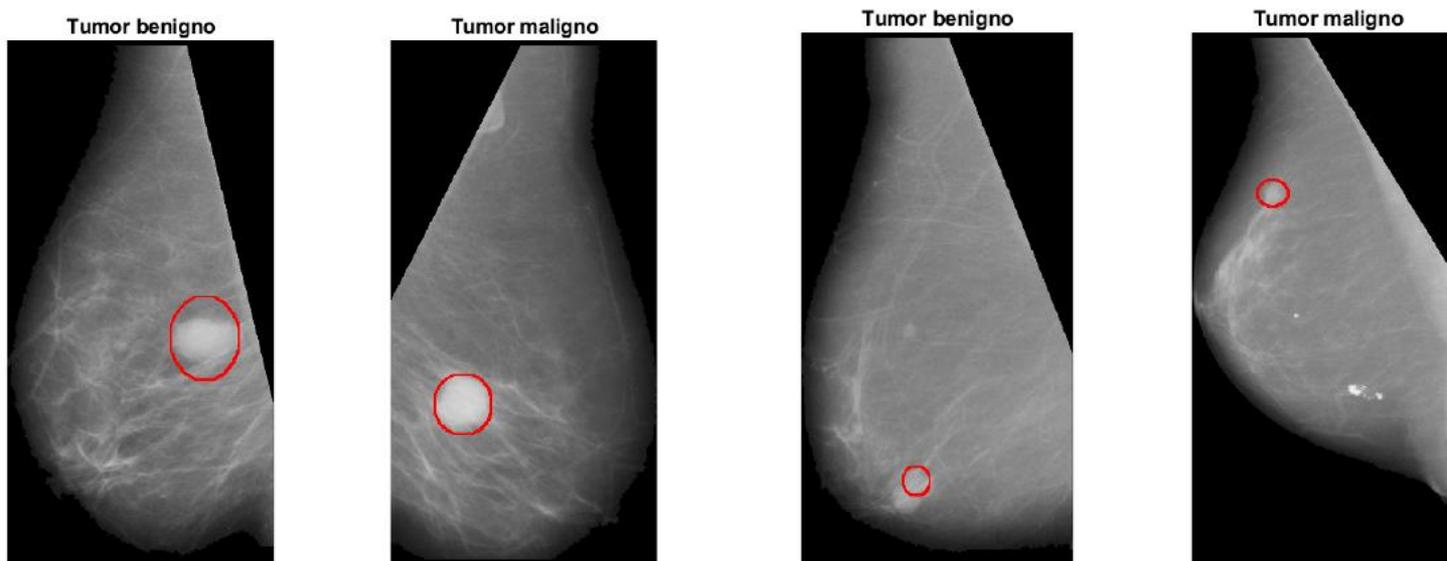


Abordagem automática: Resultados

- Classificação entre benignos e malignos:

Trabalho	<i>Ac</i> (%)	<i>Se</i> (%)	<i>Es</i> (%)
Este Trabalho (CNN VGG-16)	82,14	81,48	82,75
Este Trabalho (CNN VGG-19)	80,35	86,67	73,07
Este Trabalho (CNN AlexNet)	82,14	72,41	92,59
(PRATIWI et al., 2015)	92,10	100	89,47
(DEEPA; BHARATHI, 2013)	78,00	93,00	87,50
(BUCIU; GACSADI, 2011)	78,26	84,61	80,00
(DUBROVINA et al., 2016)	90,00	-	-

- Tarefa muito difícil, características muito parecidas;



Conclusão

- Foram obtidos bons resultados para a abordagem semi-automática, semelhantes aos atingidos pela literatura que utilizam metodologia semelhante;
- Na abordagem automática foi atingido o objetivo de se realizar as etapas de segmentação, detecção e classificação do câncer com resultados satisfatórios, dada a dificuldade do problema;
- Trabalhos futuros:
 - Avaliação de técnicas mais eficientes para a segmentação, evitando o alto custo computacional da sobre-segmentação;
 - Avaliação de outras CNN para as etapas de detecção e classificação, como por exemplo a GoogleNet e ResNet, ou até mesmo a junção de duas CNN diferentes;
 - Implementação da metodologia em um sistema real, realizando um período de testes auxiliado por especialistas para que os resultados sejam validados;