



**Universidade Federal de Campina Grande**

**Centro de Engenharia Elétrica e Informática**

Curso de Graduação em Engenharia Elétrica

MILENA MARINHO ARRUDA

**MONITORAMENTO DE BATIMENTOS CARDÍACOS USANDO  
IMAGENS DE VÍDEO**

Campina Grande, Paraíba  
Novembro de 2015

MILENA MARINHO ARRUDA

MONITORAMENTO DE BATIMENTOS CARDÍACOS USANDO  
IMAGENS DE VÍDEO

*Trabalho de Conclusão de Curso submetido à  
Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica da  
Universidade Federal de Campina Grande  
como parte dos requisitos necessários para a  
obtenção do grau de Bacharel em Ciências no  
Domínio da Engenharia Elétrica.*

Área de Concentração: Processamento Digital de Imagem

Orientadora:

Professora Luciana Ribeiro Veloso, D. Sc.

Campina Grande, Paraíba  
Novembrbo de 2015

MILENA MARINHO ARRUDA

# MONITORAMENTO DE BATIMENTOS CARDÍACOS USANDO IMAGENS DE VÍDEO

*Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Unidade  
Acadêmica de Engenharia Elétrica da Universidade  
Federal de Campina Grande como parte dos requisitos  
necessários para a obtenção do grau de Bacharel em  
Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.*

Área de Concentração: Processamento Digital de Imagem

Aprovado em        /        /

**Professor Edmar Candeia Gurjão**  
Universidade Federal de Campina Grande  
Avaliador

**Professora Luciana Ribeiro Veloso, D. Sc.**  
Universidade Federal de Campina Grande  
Orientadora, UFCG

Dedico este trabalho a todos os voluntários que compartilharam tempo, companhia, paciência e ensinamentos preciosos.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, aos meus pais, Alex e Gildete, por acreditarem sempre em mim e nas minhas responsabilidades perante aos compromissos da vida, e, sobretudo, obrigada pela lição de amor que me ensinaram.

Agradeço também à minha irmã, Aline, afinal, ter uma irmã é ter, pra sempre, uma vida lembrada com segurança em outro coração. Aos meus irmãos, Allan e Gabirua, que a vida me possibilitou escolher, e me suportaram nos momentos mais inusitados.

Ao meu namorado, Gladson, que de um jeito descomplicado, contribuiu, um dia de cada vez, para a minha paixão por esta formação.

À minha família e amigos que vibraram minhas conquistas, carregando a certeza de que nunca estarei só.

Aos professores, mestres e doutores que são responsáveis por minha formação, dedicando seu apoio, atenção, paciência, amizade e compreensão, em especial, à minha orientadora, Luciana Veloso.

A todas as pessoas que muitas vezes, anonimamente, fizeram uma diferença enorme na minha vida.

*“Corrigir não é traçar um risco vermelho debaixo da palavra.  
Corrigir é reconstruir a palavra na mente do aluno.”*

José Saramago

## RESUMO

Medições da atividade cardíaca a partir de imagens de vídeo podem fornecer avaliações fisiológicas precisas, garantindo o conforto dos indivíduos. Atualmente, o método de aferição padrão é o eletrocardiograma (ECG), no qual as medições são realizadas mediante utilização de eletrodos fixados no corpo do paciente. Neste trabalho, serão apresentados dois métodos para monitoramento da frequência cardíaca através de imagens de vídeo. Ambos baseiam-se na detecção automática do rosto humano, utilizando como técnica a separação cega de fontes (BSS, do inglês *Blind source separation*) por análise das componentes principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*) para aferição da frequência dos batimentos cardíacos, que corresponde à frequência da primeira harmônica da componente mais representativa, esta frequência é identificada através do cálculo da densidade espectral de potência das componentes.

**Palavras-chave:** Batimentos Cardíacos. ECG. Filtragem Digital. Imagens de vídeo. BSS. PCA.

## ABSTRACT

Measurements of cardiac activity from video images can produce physiologic evaluations, ensuring the comfort of individuals. Currently, the standard measurement method is the electrocardiogram (ECG), in which measurements are realized using electrodes placed on the patient's body. This work presents two methods for monitoring heart rate through video images. Both are based on automatic detection of the human face, using as technique to Blind Source Separation (BSS) by Principal Component Analysis (PCA) to measure the frequency of the heartbeat, which corresponds to the frequency of the first harmonic in more representative component, this frequency is identified by calculating the power spectral density of the components.

**Keywords:** Heart Rate. ECG. Digital filtering. Video images. BSS. PCA.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Linha do tempo [4].....	15
Figura 2 Caminho de condução da onda de despolarização [8].....	18
Figura 3 Padrão de posicionamento de eletrodos [7].....	18
Figura 4 Unidade eletrocardiográfica [18]. .....	19
Figura 5 Luz absorvida pelo tecido, sangue venoso e sangue arterial [22].....	20
Figura 6 Registro simultâneo de ECG e PPG para um paciente em repouso [13].....	20
Figura 7 Técnicas de filtragem digital com Matlab. ....	33
Figura 8 Metodologia de aferição dos batimentos cardíacos utilizando a técnica de BSS aplicado à análise dos canis de cores RGB. ....	36
Figura 9 Fluxo sanguíneo do coração à cabeça através das artérias carótidas. ....	37
Figura 10 Metodologia de aferição dos batimentos cardíacos baseado nas sutis oscilações da cabeça. ....	38
Figura 11 Trajetória vetorial entre frames. ....	39
Figura 12 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando um filtro. ....	44
Figura 13 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando dois filtros. ....	44
Figura 14 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando três filtros. ....	44
Figura 15 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando um filtro. ....	45
Figura 16 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando dois filtros. ....	46
Figura 17 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando três filtros. ....	46
Figura 18 Densidade espectral de potência para combinações dos canais de cores: RG, RB e GB após análise BSS por PCA. ....	47
Figura 19 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação RG. ....	47
Figura 20 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação RB. ....	48
Figura 21 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação GB. ....	48

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Frequência cardíaca utilizando a metodologia 1.....	42
Tabela 2	Frequência cardíaca utilizando a metodologia 2.....	43
Tabela 3	Dispersão percentual de erro dos métodos reproduzidos.....	49

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCG	<i>BallistoCardioGraphy</i>
BPM	Batimentos por minuto
BSS	Separação Cega de Fontes
dB	Decibel
DEP	Densidade Espectral de Potência
ECG	Eletrocardiograma
FIR	Resposta ao Impulso Finita
FFT	Transformada Rápida de Fourier
ICA	Análise de Componentes Independentes
IIR	Resposta ao Impulso Infinita
LED	Diodo Emissor de Luz
LIT	Linear Invariante no Tempo
MATLAB	<i>MATrixLABoratory</i>
PCA	Análise de Componentes Principais
PPG	<i>PhotoPlethysmoGraphy</i>
ROI	Região de Interesse
SCG	<i>SeismoCardioGraphy</i>
SNR	Relação Sinal-Ruído
TCC	Trabalho de Conclusão de Curso

# SUMÁRIO

1	Introdução.....	13
2	Perspectiva histórica do monitoramento cardíaco .....	15
2.1	Técnicas de monitoramento cardíaco.....	17
2.1.1	ECG.....	17
2.1.2	PPG.....	19
2.1.3	Imagens de vídeo .....	21
3	Plataformas de desenvolvimento .....	22
3.1	MATrixLABoratory - MATLAB® .....	22
3.2	Open Source Computer Vision Library – OpenCV .....	23
4	Técnicas de processamento de sinais e imagem .....	24
4.1	Detecção de face .....	24
4.2	Representação espectral de sinais determinísticos e aleatórios .....	25
4.3	Separação cega de fontes - BSS.....	27
4.4	Filtros digitais .....	29
4.4.1	Filtragem digital com Matlab .....	31
5	Metodologia.....	34
6	Resultados .....	40
7	Conclusão .....	50
	Referências .....	51
	APÊNDICE A – Tutorial OpenCV e Matlab para Windows .....	53

# 1 INTRODUÇÃO

A frequência cardíaca é, entre os muitos sinais vitais, um dos mais comumente medidos e monitorados. Independente do princípio de detecção e método de monitoramento usado, o pós-processamento desses dados é importante para a análise das condições cardiovasculares dos pacientes.

Atualmente, a técnica padrão para a medição da pulsação cardíaca, é o eletrocardiograma (ECG), aparelho multicanal, que requer dos pacientes o uso de eletrodos fixados no seu corpo, originando um conjunto de dados correlacionados no tempo e/ou espaço. A presença destes eletrodos pode causar desconforto e irritação na pele, principalmente em pacientes em condições delicadas, na qual os sensores de contato podem prejudicar a sua saúde, tais como, neonatos e vítimas de queimaduras. Além disso, os sensores comerciais, oxímetros de pulso, que monitoram a ponta dos dedos ou lóbulos das orelhas, podem, também, diante do mesmo motivo, ser inconvenientes.

A capacidade de monitoramento da atividade cardíaca humana por técnicas sem contato físico é uma perspectiva atraente no âmbito da prestação de cuidados de saúde primários. Esse tipo de tecnologia minimiza a quantidade de cabos e contribui para a organização do ambiente, favorecendo o monitoramento de casos em que uma medida contínua da frequência cardíaca é necessária.

A ausência de contato é particularmente importante em casos específicos, como a segurança (identificação de indivíduos suspeitos), acompanhamento de indivíduos que vivem em ambientes biologicamente e quimicamente contaminadas (evitando a disseminação de doenças contagiosas), longa monitorização dos sinais vitais, terapia intensiva de bebês prematuros. Outra vantagem a ser considerada no sensoriamento remoto, sem contato, é que as recomendações de segurança relacionadas ao risco de perigos elétricos intrínsecos a equipamentos médicos são cumpridas.

Embora os métodos de aferição remota, sem contato, ainda não sejam capazes de fornecer detalhes a respeito da condução elétrica cardíaca que o ECG oferece, estes métodos podem permitir o monitoramento de longo prazo de outros sinais fisiológicos,

como frequência cardíaca, isto porque é possível adquiri-los continuamente de uma forma discreta e confortável.

A capacidade de monitorar regularmente a frequência cardíaca, através de técnicas sem contato, não invasivas, e com resultados facilmente acessíveis, significa uma perspectiva importante na prestação de cuidados de saúde primário.

Neste contexto, foram implementados dois métodos para monitoramento da frequência cardíaca através de gravações de vídeo digital colorido do rosto humano. Ambos utilizando a técnica de separação cega de fontes (BSS, do inglês *Blind source separation*) por análise das componentes principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*) a fim de definir um modelo para os dados observados, isto é, extrair um conjunto de fontes subjacentes ou componentes (independentes) a partir de um conjunto de variáveis aleatórias, medidas e sinais.

Apesar dos métodos apresentarem semelhança em algumas etapas dos processos, o que os difere é a maneira com a qual o sinal composto por fontes subjacentes, é extraído. No primeiro método este sinal é a soma dos pixels para os canais de cores, RGB, ao longo dos *frames* do vídeo [14, 21]. Já no segundo método, o sinal extraído é resultado da variação vertical dos pontos característicos em um determinado *frame* em relação aos respectivos pontos dos *frames* seguintes, detectando assim oscilações sutis da cabeça decorrentes da pulsação cardíaca [2, 16].

Objetiva-se com este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) monitorar a frequência cardíaca através de fontes de vídeo (webcam) de indivíduos jovens, estudando as vantagens e desvantagens do monitoramento remoto e sem contato físico e comparando a eficiência dos dois métodos citados.

Este trabalho está dividido em 7 capítulos. No capítulo 2 é apresentada a perspectiva histórica do monitoramento da atividade cardíaca bem como uma breve explicação a cerca das principais técnicas de medição. No capítulo 3 abordam-se as plataformas de desenvolvimento. O embasamento teórico das principais técnicas de processamento de imagem utilizadas na metodologia deste trabalho é apresentado no capítulo 4. As metodologias desenvolvidas são descritas no capítulo 5, seguidas dos resultados no capítulo 6, conclusões e referências bibliográficas. Por último são incluídos a este trabalho anexos com informações complementares.

## 2 PERSPECTIVA HISTÓRICA DO MONITORAMENTO CARDÍACO HUMANO

O conceito de variabilidade da frequência cardíaca (HRV, do inglês *Heart Rate Variability*) é antigo e, os primeiros relatos registrados indicam Herophilus (335-280 ac) como responsável por descrever não apenas artérias, veias e suas diferenças, mas também artérias pulsando ritmicamente [11]. No entanto, o autor mais antigo e influente nessa área é o físico e cientista Galen de Pergamon (131-200 ac). Ele escreveu pelo menos 18 livros, dentre os quais, aproximadamente oito descreviam a utilização do pulso cardíaco para o diagnóstico e prognóstico de doenças [4].

Na Figura 1, uma linha do tempo descreve brevemente o histórico da evolução das pesquisas.

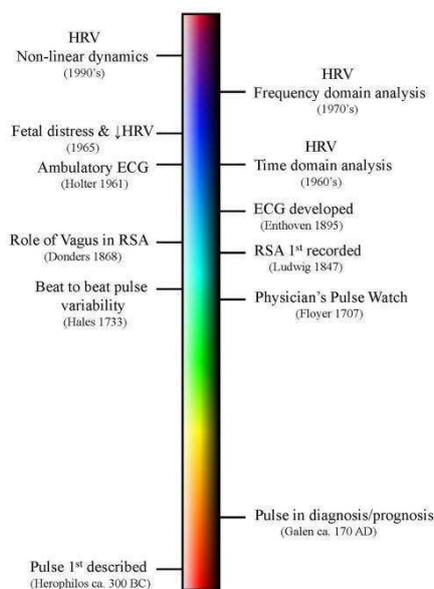


Figura 1 Linha do tempo da história do monitoramento cardíaco humano [4].

Em 1733, Stephen Hales (1677-1761) foi o primeiro a relatar que o intervalo de batimentos cardíacos e o nível de pressão arterial variam durante o ciclo respiratório [4]. Alguns anos depois, em 1842, Carlo Matteucci (1811-1868), físico italiano, mostra que uma corrente elétrica acompanha cada batimento cardíaco [23].

Apenas em 1902 é publicado, por Einthoven (1860-1927), o primeiro eletrocardiograma, usando para isso um Galvanômetro de Corda [8]. Inicia-se, então, a

era ECG, que ainda é, hoje em dia, o processo de acompanhamento de frequência cardíaca padrão.

A maioria dos dispositivos portáteis modernos como aparelhos de ginástica, relógios, pulseiras e smartphones, vêm acompanhados de recursos importantes para o acompanhamento de sinais vitais, como por exemplo, aplicativos de monitoramento da atividade cardíaca.

Estes dispositivos utilizam, em geral, sinais *PhotoPlethysmoGraphy* (PPG) que são obtidos através de oxímetros de pulso [13]. O sinal PPG reflete o movimento sanguíneo nos vasos através de uma luz infravermelha invisível emitida por um oxímetro e, a quantidade da luz retro dispersa corresponde à variação do volume de sangue.

Hertzman (1898-1991) foi o primeiro a definir, em 1938, a relação existente entre a intensidade de luz vermelha e o fluxo sanguíneo [10]. No entanto, a ideia de combinar oxímetro e sinais PPG para obter informações acerca da frequência cardíaca, utilizando um oxímetro de pulso, surge em 1975 com Takuo Aoyagi [22].

Atualmente, o processo de acompanhamento padrão para monitoramento da atividade cardíaca, necessita da aplicação de eletrodos ou transdutores fixados no corpo. A possibilidade de aferição remota, sem contato físico, da função cardiovascular é importante não apenas na vigilância de disfunções, e longa monitorização dos sinais vitais, mas também, em casos específicos, como a segurança (identificação de indivíduos suspeitos), acompanhamento de indivíduos que vivem em ambientes biologicamente e quimicamente contaminadas (evitando a disseminação de doenças contagiosas), terapia intensiva de bebês prematuros.

Uma importante vantagem a ser considerada nessa tecnologia de sensoriamento remoto sem contato físico é o cumprimento das recomendações de segurança relacionadas ao risco de perigos elétricos intrínsecos a equipamentos médicos.

Os primeiros projetos neste contexto foram baseados em três técnicas: gravação de ECG a partir de eletrodos embutidos em cama ou cadeira; *BallistoCardioGraphy* (BCG) onde a parte de detecção é, também, instalada em mobiliário e as forças de reação cardíaca que atuam no corpo são medidas; *SeismoCardioGraphy* (SCG) no qual as vibrações da pele são monitoradas [23].

No início de 1970, foi primeiramente proposto um sistema de micro-ondas (um radar Doppler micro-ondas) para a detecção de respiração [23]. O interesse em utilizar o eletromagnetismo para monitoração cardíaca baseia-se na possibilidade de obter dados

sem a necessidade de contato direto com a pele, isto porque, ondas eletromagnéticas a determinadas frequências podem passar através dos tecidos.

## 2.1 TÉCNICAS DE MONITORAMENTO CARDÍACO

O desenvolvimento de técnicas para monitoramento da atividade cardíaca vem sendo alvo de pesquisas a fim de desenvolver e aprimorar métodos baseados em imagens de vídeo, impedância elétrica, acústico e ultra-som. Hoje em dia os principais processos de monitoramento da atividade cardíaca são ECG e PPG que serão abordadas a seguir. Além disso, técnicas de monitoramento por imagens de vídeo estão em ascensão e serão discutidas com mais enfoque na metodologia deste trabalho.

O conhecimento sobre o ritmo cardíaco pode ajudar o indivíduo a monitorar o seu nível de condicionamento físico, e isso auxilia na detecção de possíveis problemas de saúde. A frequência cardíaca normal depende do indivíduo, idade, problemas cardíacos, se a pessoa está sentada ou em movimento, uso de medicamentos e até mesmo a temperatura do ambiente. As emoções também impactam na atividade cardíaca, por exemplo, em momentos de euforia esta medida pode aumentar.

Para crianças a partir de 10 anos, jovens, e a maioria dos adultos, a frequência cardíaca normal varia de 60 a 90 batimentos por minuto (bpm), entretanto, no caso de atletas com bom condicionamento físico, estes números reduzem para 40 a 60 bpm [12].

### 2.1.1 ECG

O ECG é uma representação gráfica das ondas de despolarização do coração, os caminhos específicos desta condução são apresentados na Figura 2. Parte integrante de uma consulta cardiológica, o exame requer dos pacientes o uso de eletrodos fixados no seu corpo que resultam em um conjunto de dados correlacionados no tempo e/ou espaço.

Este exame é responsável não apenas por aferir os batimentos cardíacos de uma pessoa, mas também, por avaliar a integridade ou anormalidades do sistema de condução do coração e suas cavidades. O aparelho utilizado para realização de ECGs, eletrocardiógrafo, consiste em um pequeno amplificador de sinais, um filtro, um dispositivo para escrita e um dispositivo para impressão [8].

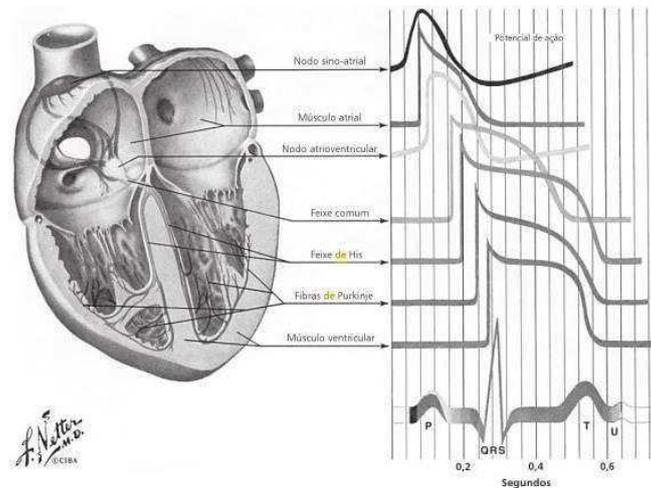


Figura 2 Caminho de condução da onda de despolarização [8].

Fenômenos elétricos iguais originam traçados eletrocardiográficos diferentes se captados por eletrodos posicionados em locais diferentes [18]. Sendo assim, uma exigência primária definida nos primórdios da era da eletrocardiografia é a padronização da localização dos eletrodos para que o fenômeno observado resultasse em uma mesma leitura independente do responsável por executar o exame. A Figura 3 exhibe os pontos padronizados.

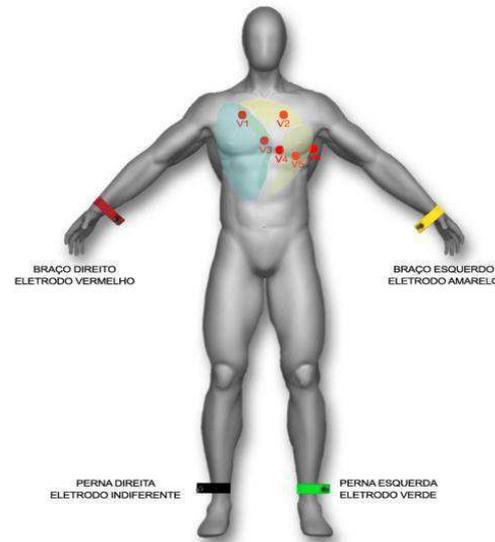


Figura 3 Padrão de posicionamento de eletrodos [7].

A interpretação correta do ECG pressupõe que o aparelho esteja calibrado e funcionando conforme os padrões normalizados (movimento da folha a  $25\text{ mm/s}$  e um movimento de  $10\text{ mm}$  que representa um sinal de  $1\text{ mV}$ ). Na Figura 4 tem-se a unidade eletrocardiográfica que compõe o ECG. O eixo horizontal representa o tempo e o eixo

vertical representa a quantidade de potencial elétrico gerado por células do miocárdio, em *milivolts*.

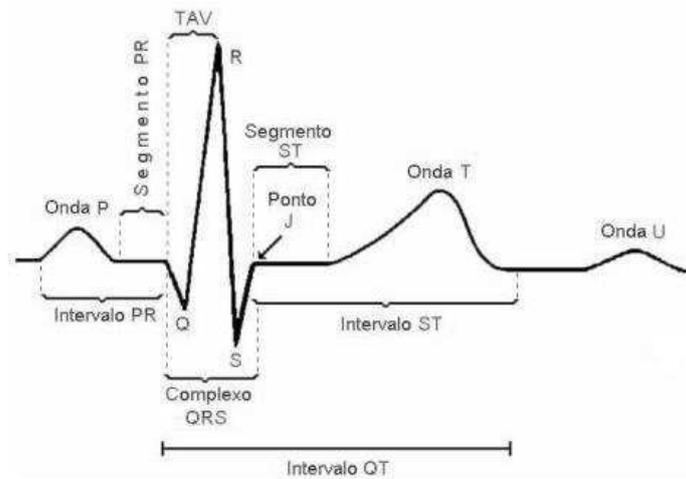


Figura 4 Unidade eletrocardiográfica [18].

O resultado da frequência cardíaca no ECG é mensurado a partir da distância entre duas ondas R [18].

### 2.1.2 PPG

A maioria dos dispositivos portáteis modernos apresentam a capacidade de monitorar regularmente sinais vitais, dentre os quais, frequência cardíaca e para isto utilizam, em geral, sinais PPG que são obtidos através de oxímetros de pulso.

Oxímetros de pulso são equipamentos compostos por dois diodos emissores de luz (LEDs) e um diodo fotodetector, que estão posicionados de forma oposta. Esses aparelhos medem a diferença de luz absorvida por hemoglobinas oxigenadas ( $HbO_2$ ) e desoxi-hemoglobinas ( $Hb$ ) para dois comprimentos de onda distintos: luz vermelha visível ( $660nm$ ) e luz infravermelha ( $940nm$ ) assim, esta diferença representa a saturação de oxigênio arterial da hemoglobina [22].

Um sistema de chaveamento é responsável por manter o LED infravermelho desativado enquanto que o LED vermelho está atuando, em seguida, desabilita-se o LED vermelho para que o LED infravermelho possa operar. Além disso, ambos os LEDs são desativados por um período de tempo durante o qual o fotodetector deve absorver luz ambiente, que é então, subtraída durante cada subsequente aferição. Isto é necessário para garantir que a absorção do sinal PPG seja independente da fonte luminosa.

Quando a luz emitida atinge o tecido, uma parte constante de luz é absorvida pela pele, pigmentações, tecidos, ossos e sangue venoso, chamada absorção base (Figura 5). A camada de absorção de luz apenas pelo sangue arterial é nomeada absorção de pulso adicional. Esta camada é afetada pela intensidade da fonte de luz, pelo volume sanguíneo a cada pulsação e pela saturação arterial de oxigênio.

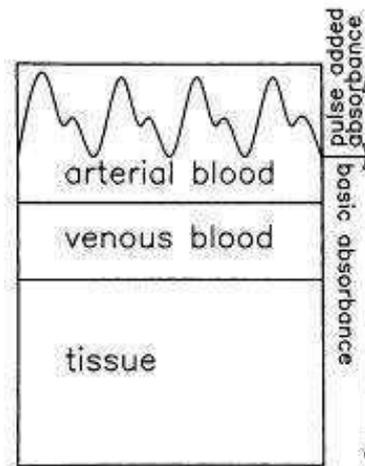


Figura 5 Luz absorvida pelo tecido, sangue venoso e sangue arterial [22].

A frequência cardíaca pode ser mensurada a partir de um sinal PPG devido à periodicidade do sinal que é correspondente ao ritmo cardíaco. Observando a Figura 6 é simples identificar que um ciclo de sinal PPG corresponde a um ciclo de ECG.

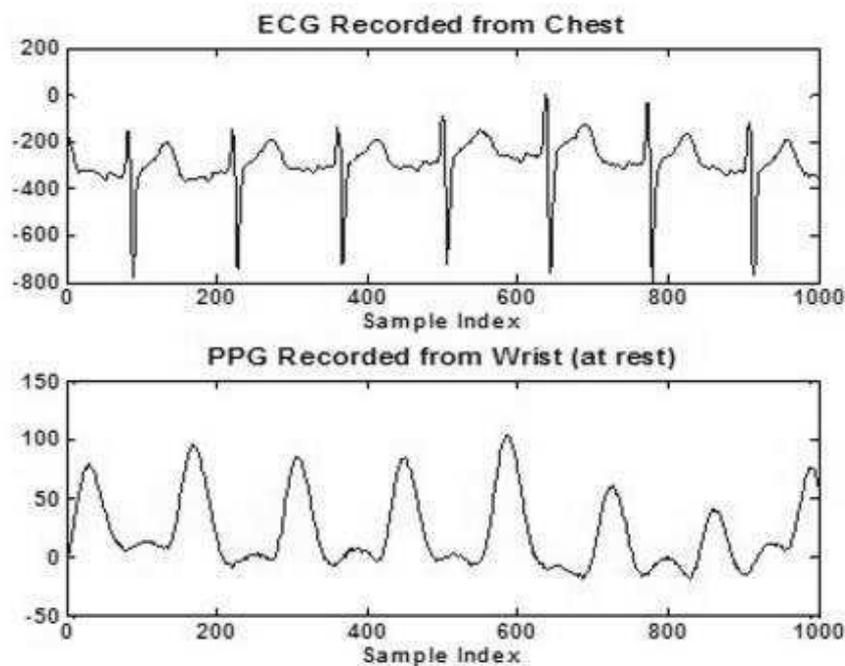


Figura 6 Registro simultâneo de ECG e PPG para um paciente em repouso [13].

### 2.1.3 IMAGENS DE VÍDEO

Em 2007, Takano & Ohta, propõe uma nova metodologia por para medição da frequência cardíaca e respiratória, na qual se utiliza em imagens de vídeo e o processamento digital de imagem com base nas alterações de brilho da face de indivíduos [23].

As técnicas em ascensão baseiam-se na separação cega de fontes (BSS, do inglês *Blind source separation*) por métodos de análise de componentes principais (PCA) ou análise de componentes independentes (ICA). A BSS é uma técnica utilizada para remoção de ruído de sinais fisiológicos, no qual estimam-se componentes de fontes individuais em um conjunto de combinações. A utilização desta técnica na análise de sinais biomédicos está se expandindo rapidamente, por exemplo, na remoção de ruído de eletrocardiograma e eletroencefalograma, bem como a separação de ECGs fetais e maternas registradas simultaneamente [21].

Neste contexto duas metodologias são reproduzidas neste relatório de TCC e são discutidas nos capítulos 5 e 6.

### 3 PLATAFORMAS DE DESENVOLVIMENTO

As plataformas de desenvolvimento das atividades para este TCC recorrem a ferramentas de programação, tais como: MATrixLABoratory (MATLAB® - The MathWorks, Inc.), OpenCV e bibliotecas de processamento de imagens e vídeo.

#### 3.1 MATrixLABORATORY - MATLAB®

O software MATLAB® foi originalmente desenvolvido para um uso específico: realização de cálculos com matrizes, e daí a origem do seu nome “MATrix LABoratory”. Atualmente, sua estrutura de dados fundamental é a matriz, e tem sido utilizado tanto em área acadêmica quanto em meios industriais.

Embora a versão base o MATLAB® já possuir um vasto conjunto de funções de carácter genérico, existem várias bibliotecas de funções adicionais (designadas por *toolboxes*) que expandem a capacidade da plataforma para domínios de aplicação mais específicos tais como: processamento de sinais e comunicações, processamento de imagem e vídeo, sistemas de controle, teste e medição, finanças, e biologia computacional [15].

MATLAB® é uma linguagem interpretada, ou seja, o código fonte é executado por um programa acessório, chamado de interpretador, que em seguida é executado pelo processador. A maior desvantagem de linguagens interpretadas consiste no tempo necessário para execução do código, bastante evidente e conhecida deficiência na execução de laços em MATLAB®.

Linguagens como C ou C++ são, em geral, linguagens compiladas. Em linguagens compiladas o código fonte é diretamente executado pelo processador. Linguagens compiladas são geralmente mais velozes, no entanto, elas exigem maior experiência do programador.

A versão do software utilizado para desenvolvimento das atividades deste TCC foi a 2013a em conjunto com as bibliotecas de processamento e aquisição de imagens, Image Processing Toolbox e Image Acquisition Toolbox.

## 3.2 OPEN SOURCE COMPUTER VISION LIBRARY – OPENCV

OpenCV é uma biblioteca de código aberto que inclui centenas de algoritmos de visão computacional. A biblioteca tem mais de 2500 algoritmos otimizados, que podem ser usados para detectar e reconhecer rostos, identificar objetos, classificar as ações humanas em vídeos, extrair modelos 3D de objetos, dentre outras funcionalidades [19].

Atualmente, algumas aplicações do OpenCV são: detecção de instruções em vídeos de vigilância em Israel; monitoramento de equipamentos na China; auxílio de robôs na Willow Garage [19]. A biblioteca apresenta interfaces de C ++, C, Python, Java e MATLAB e suporta o Windows, Linux, Android e Mac OS.

A versão utilizada neste relatório foi a OpenCV 2.4.10 para Windows 8. Um breve tutorial sobre a conexão do MATLAB com o OpenCV, para Windows, está disponível no Apêndice A.

## 4 TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS E IMAGEM

Algumas técnicas de processamento de sinais e imagem são usadas no desenvolvimento da metodologia deste trabalho. Portanto, um embasamento teórico é de fundamental importância para entendimento dos processos realizados.

### 4.1 DETECÇÃO DE FACE

O algoritmo de detecção utilizado neste trabalho, `cv.CascadeClassifier`, foi proposto inicialmente por Paul Viola e otimizado por Rainer Lienhart. É um classificador em cascata que usa características de imagem digital para o reconhecimento de objetos, Haar-like, e consiste em várias fases de classificadores aplicados sequencialmente a cada região de interesse (ROI).

O classificador é treinado utilizando conjuntos de amostras positivas e negativas. As amostras positivas apresentam dimensões iguais e contêm características do objeto de interesse em reconhecimento, como por exemplo, face humana, enquanto que o conjunto de amostras negativas é constituído de imagens arbitrárias.

Depois do treinamento, o classificador pode ser aplicado no reconhecimento e identificação de objetos em uma imagem. Para isto, uma janela de busca, dimensionada conforme as amostras do conjunto de treinamento, move-se por toda a imagem e compara as informações ao conjunto de amostras positivas, classificando a região de acordo com a susceptibilidade de ser um objeto de interesse.

O classificador redimensiona a janela de busca a fim de reconhecer e identificar objetos na imagem de tamanhos diferentes do padrão do conjunto de treinamento. Sendo assim, para localizar objetos de tamanhos desconhecidos o procedimento de verificação é realizado várias vezes em escalas diferentes [19]. O valor mínimo da janela de busca é um parâmetro definido pelo usuário que deve dimensioná-lo conforme suas necessidades de aplicação a fim de otimizar o processo.

Além disso, este classificador suporta as quatro técnicas *boosting* de aprendizado de máquina: Discrete AdaBoost, Real AdaBoost, Gentle AdaBoost e Logitboost são suportados [19]. Os algoritmos AdaBoost de Freund e Schapire foram os primeiros algoritmos *boosting* práticos, e continuam a ser um dos mais amplamente utilizados com aplicação em diversos campos [24].

## 4.2 REPRESENTAÇÃO ESPECTRAL DE SINAIS DETERMINÍSTICOS

### E ALEATÓRIOS

No estudo de sinais e sistemas determinísticos, as técnicas de representação de funções no domínio da frequência fornecem uma valiosa ferramenta de análise de sinais e sistemas. Para um sinal determinístico contínuo no tempo,  $x(t)$ , seu espectro é definido por sua transformada de Fourier

$$X(j\omega) = \mathcal{F}[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (1)$$

na qual o sinal  $x(t)$  pode ser escrito a partir de suas componentes em frequência através da transformada inversa de Fourier

$$\hat{x}(t) = \mathcal{F}^{-1}[X(j\omega)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(j\omega)e^{j\omega t} d\omega. \quad (2)$$

Entretanto, para garantir que o sinal  $\hat{x}(t)$  obtido por meio da Equação (2) é uma representação válida para o sinal original  $x(t)$ , um conjunto de condições devem ser satisfeitas [20]:

1.  $x(t)$  absolutamente integrável; ou seja,

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)| dt < \infty \quad (3)$$

2.  $x(t)$  com número finito de máximos e mínimos em qualquer intervalo finito;

3.  $x(t)$  com número finito de descontinuidades em qualquer intervalo finito.

Existem muitas semelhanças e forte paralelismo na análise de sinais determinísticos de tempo contínuo e tempo discreto [20]. A generalização do tempo contínuo da transformada de Fourier é a transformada de Laplace. Para o tempo discreto a generalização é a transformada  $z$ , definida como

$$X(z) = Z[x[n]] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]z^{-n}, \quad (4)$$

em que  $z$  é uma variável complexa. Além de ser uma transformada bastante útil no embasamento teórico de filtros digitais.

Para o caso de sinais aleatórios, a aplicação da transformada de Fourier detém alguns problemas em sua abordagem, dentre os quais a dificuldade em garantir a existência da transformada para todas as funções amostras [1]. Além disso, quando essa condição é satisfeita o espectro obtido seria, também, um sinal aleatório.

Esta problemática para sinais aleatórios remete a definição da função Densidade Espectral de Potência (DEP) de um sinal, que representa a densidade de potência por unidade de banda em função da frequência do sinal.

Portanto, independente de o sinal ser determinístico ou aleatório é possível obter sua representação no domínio da frequência, no entanto, para sinais aleatórios, calcula-se a DEP e apenas informações sobre magnitude são obtidas [17].

A medida da taxa média de variação de um processo estocástico é proveniente da sua função de autocorrelação  $R_X(\tau)$  [1], a qual é um indicador do quanto o processo é correlacionado com ele próprio em dois instantes de tempo diferentes.

Matematicamente, representa-se a DEP de um processo estocástico por

$$S_X(j\omega) = \mathcal{F}[R_X(\tau)] = \int_{-\infty}^{\infty} R_X(\tau)e^{-j\omega\tau} d\tau. \quad (5)$$

Para cada sinal no tempo só há uma DEP,  $S_X(j\omega)$ , representativa. No entanto, para uma dada  $S_X(j\omega)$ , pode haver uma infinidade de funções no tempo, diferindo essencialmente no espectro de fase [17].

### 4.3 SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES - BSS

A fim de facilitar a extração de informações de fontes de dados no domínio do tempo, recorre-se a técnicas de representação alternativa como a transformada de Fourier no qual, os dados são interpretados no domínio da frequência. Além disso, pode-se explorar técnicas de representação no domínio estatístico que projetam os dados sobre um novo conjunto de eixos preenchendo critérios estatísticos, e assim, implicar na independência dos valores.

As técnicas PCA e ICA utilizam a representação de dados no domínio estatístico, assim, os eixos sobre os quais os dados são projetados dependem da análise da sua estrutura. Se esta estrutura, isto é, a estatística das fontes subjacentes, varia ao longo do tempo seja em razão da existência de fontes não estacionárias ou por mudanças na interação entre as fontes, os eixos também variam [5].

A direção de projeção aumenta a relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal Noise Ratio*) para uma fonte de sinal, assim, com o cálculo do espectro através da densidade espectral de potência de uma componente, as frequências de algumas harmônicas são definidas, indicando uma forte componente do sinal principalmente na frequência correspondente à primeira harmônica.

Assim como Fourier assume que as projeções em cada componente de frequência são independentes entre si, as técnicas PCA e ICA determinarão um conjunto de eixos de projeção independentes, no entanto, neste caso, segundo algum parâmetro estatístico.

Sendo assim, supõe-se a existência de fontes independentes nos dados em análise sem assumir propriedades exatas. Em seguida, define-se certo grau de independência e tenta-se descorrelacionar os dados a fim de maximizar esta medida, que é destinada a quantificar o grau de independência de cada projeção ou entre projeções dos eixos do novo espaço de dados.

Visto que o novo conjunto de projeção é construído em conformidade com propriedades estatísticas dos dados ao invés de predefini-lo, este processo é então chamado de separação cega de fontes, BSS.

O algoritmo PCA utiliza a variância como parâmetro na determinação do conjunto de eixos que, nesta análise, são ortogonais. Para ICA utiliza-se a não-gaussianidade, como por exemplo, a curtose [3], que verifica o grau de achatamento da

curva da função de distribuição de probabilidade em relação à curva normal padrão como parâmetro na determinação do conjunto de eixos, que não são necessariamente ortogonais. Portanto, a curtose permite separar fontes independentes não gaussianas, enquanto que a variância permite separar fontes independentes de ruído gaussiano.

O método de BSS utilizado neste TCC foi o PCA, portanto, a seguir têm-se a descrição da metodologia utilizada nesta análise para determinação do novo conjunto de projeção de dados.

### **PASSO 1: LEVANTAMENTO DE DADOS**

Para iniciar a análise é necessário definir o conjunto de dados. Isto é, definir a matriz de dados com  $M$  amostras e dimensão  $n$ .

### **PASSO 2: NORMALIZAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS**

A normalização do conjunto de dados ocorre com a extração da média das  $M$  amostras para cada dimensão.

### **PASSO 3: DETERMINAÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA**

A análise estatística de conjuntos de dados é bastante útil para identificar relações entre as bases de dados. Neste contexto, alguns parâmetros de medidas unidimensionais podem ser calculados, tais como: média aritmética, desvio padrão ( $\sigma$ ) e variância ( $\sigma^2$ ), sendo os dois últimos para aferição de quão afastados da média estão os dados. A medida indicada para o estudo de conjuntos de dados é a covariância, que verifica a dispersão entre duas variáveis e são calculadas por:

$$var(x) = \sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x}))}{(n - 1)}, \quad (6)$$

$$cov(x, y) = \sigma_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}))}{(n - 1)}. \quad (7)$$

No entanto, bases de dados com dimensões ( $n$ ) maiores que um, são tratadas a partir da matriz de covariância, dada por:

$$cov = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_n^2 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

#### PASSO 4: CÁLCULO DE AUTOVETORES E AUTOVALORES

Seja  $T: V \rightarrow V$  um operador linear. Se existirem  $v \in V$ ,  $v \neq 0$  e  $\lambda \in \mathbf{R}$  tais que  $Tv = \lambda v$ ,  $\lambda$  é um autovalor de  $T$  e  $v$  um autovetor de  $T$  associado a  $\lambda$  [6].

Os autovetores fornecem informações sobre os padrões dos dados, indicando como os conjuntos de dados se relacionam e, são normalmente referenciados como as componentes principais.

#### PASSO 5: DETERMINAÇÃO DA COMPONENTE E CONSTRUÇÃO DO VETOR DE CARACTERÍSTICA

A componente com maior autovalor é a componente principal do conjunto de dados, sendo o arranjo que melhor representa a distribuição deste conjunto. Todavia, cada componente secundária é perpendicular a componente anterior.

O vetor de característica é o conjunto de autovetores em ordem crescente de acordo com seus respectivos autovalores.

#### PASSO 6: DETERMINAÇÃO DO NOVO CONJUNTO DE DADOS

O conjunto final de dados do algoritmo PCA é dado pela multiplicação do **vetor de característica** e os **dados normalizados**.

As componentes principais podem então ser exploradas conforme as exigências de cada aplicação que, em geral, podem ser: compressão de dados e/ou reconhecimento de padrões.

## 4.4 FILTROS DIGITAIS

Filtros são usados em sistemas em geral para separar e recuperar sinais da forma mais útil e desejada. Existem dois tipos principais de filtros, o analógico e o digital, que

diferem tanto em sua montagem física quanto em seu funcionamento. Os filtros analógicos usam circuitos e componentes eletrônicos analógicos para produzir o efeito de filtragem exigido, enquanto que os filtros digitais utilizam um processador digital para implementar um algoritmo matemático e executá-lo em valores amostrados do sinal analógico de entrada.

Uma das principais vantagens da utilização de filtros digitais é o fato de seus parâmetros não se alterarem com as condições ambientais. Além disso, estes filtros podem ter resposta de fase linear, ser adaptativos, e aplicáveis em sinais com frequências extremamente baixas (sinais biométricos). Entretanto, algumas desvantagens também podem ser citadas, tais como: restrição para sinais de alta frequência, tempo de projeto, ruído de quantização e ruído de *roundoff* e, especialmente para desenvolvimento em hardware.

De forma geral, a resposta de sistemas Lineares Invariantes no Tempo (LIT), tais como filtros, pode ser expressa tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência [20]. No domínio do tempo, a resposta é a convolução entre uma entrada arbitrária  $x[n]$  e a resposta ao impulso do sistema,  $h[n]$ ,

$$y[n] = x[n] * h[n], \quad (9)$$

já a representação no domínio da frequência é bastante comum e dada pela multiplicação dos correspondentes sinais no domínio da frequência,

$$Y(z) = X(z)H(z), \quad (10)$$

onde  $H(z)$  é a função de transferência do sistema e corresponde à relação entrada-saída do mesmo.

Os filtros digitais são classificados de acordo com a existência de recursividade no sinal de saída. Filtros não-recursivos são caracterizados por equações de diferenças da forma

$$y[n] = \sum_{l=0}^M h[l]x[n-l], \quad (11)$$

onde  $y[n]$  é a saída de um sistema cuja resposta ao impulso para uma determinada entrada  $x[n]$  é  $h[n]$ , e  $M$  representa a ordem do filtro. Devido ao comprimento finito de suas respostas ao impulso, estes filtros são também chamados de filtros com resposta ao impulso de duração finita (FIR, do inglês *Finite-duration Impulse Response*).

Portanto, para filtros FIR sua função de transferência é obtida aplicando a transformada  $z$  à equação (11), assim,

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \sum_{l=0}^M h[l]z^{-l}. \quad (12)$$

Esta classe de filtros é sempre estável e possui uma importante subclasse dos filtros digitais: filtros com fase linear. Tais filtros se caracterizam por apresentarem atraso de grupo constante,  $\tau$ , e podem ser realizados por estruturas eficientes que exploram a simetria e antissimetria da sua resposta ao impulso, reduzindo consideravelmente o número de multiplicações envolvidas no projeto dos filtros [9].

A função de transferência de filtros recursivos apresenta resposta ao impulso de comprimento infinito,

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{l=0}^M b_l z^{-l}}{1 + \sum_{l=1}^M a_l z^{-l}}, \quad (13)$$

e são chamados filtros com resposta ao impulso de duração infinita (IIR, do inglês *Infinite-duration Impulse Response*).

#### 4.4.1 FILTRAGEM DIGITAL COM MATLAB

O processo de filtragem de sinais pode acontecer tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, esta escolha depende das exigências de especificação do projeto. Algumas técnicas de filtragem digital utilizando o Matlab são discutidas na presente sessão.

Para efeitos comparativos as sequências de curta duração a seguir serão os parâmetros usados nos experimentos numéricos realizados para cada método discutido neste item. Além disso, o acompanhamento gráfico é apresentado na Figura 7.

$$x[n] = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1],$$

$$h[n] = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9 \ 10].$$

A convolução é a técnica mais generalista e têm como argumentos sinais no domínio do tempo, no Matlab executa-se:

$$y1 = \text{conv}(x, h);$$

As demais técnicas recorrem ao domínio da frequência para implementar a operação de filtragem digital. Sendo assim, a forma generalista no domínio da frequência é a Transformada Rápida de Fourier (FFT, do inglês *Fast Fourier Transform*), na qual, para que o sinal de saída apresente todos os valores de amostras não-nulos, deve-se garantir que as FFTs dos sinais relacionados tenham o comprimento da sua convolução linear, isto é,

$$\text{comprimento}(y) = \text{comprimento}(x) + \text{comprimento}(h) - 1, \quad (14)$$

no Matlab:

```
length_y = length(x) + length(h) - 1;
X = fft(x, length_y);
H = fft(h, length_y);
Y2 = X.*H;
y2 = ifft(Y2);
```

Métodos específicos para filtros FIR e IIR são importantes na otimização da filtragem. Para o caso específico de filtros FIR tem-se o comando `fftfilt()` que executa a operação descrita na Equação (14) usando FFT para implementar o método da sobreposição e soma, técnica que combina sucessivos filtros no domínio da frequência para uma sequência de entradas [15]. Assim:

```
y3 = fftfilt(h,x);
```

Têm-se ainda o comando `filter()` que executa a equação característica de filtros IIR, equação (13), no entanto, sua aplicação pode ser expandida para os filtros FIR [15]. Para esse comando, os argumentos de entrada são vetores que contém os coeficientes do numerador e do denominador de  $H(z)$  e o sinal de entrada. No caso de filtros FIR, assume-se que o denominador é igual a 1. No Matlab:

```
y4 = filter(h,1,x);
```

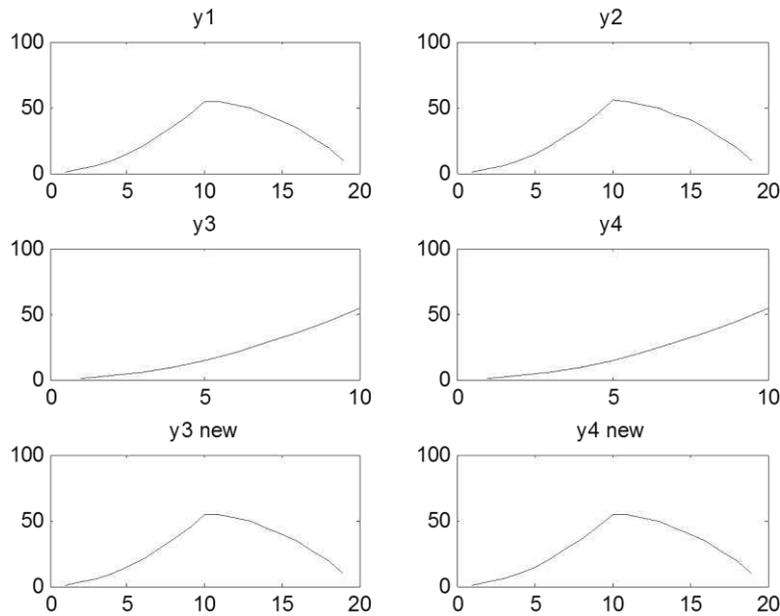


Figura 7 Técnicas de filtragem digital com Matlab.

É importante esclarecer que o comando `fftfilt()` escolhe automaticamente o comprimento da FFT e o comando `filter()` força o vetor de saída ter o mesmo comprimento do vetor de entrada. Portanto, novamente, para determinar todas as amostras não nulas de  $y[n]$ , o sinal de entrada deve ter o comprimento da sua convolução linear com a resposta ao impulso do filtro:

```
xaux = [x zeros(1,length(h)-1)];
y3_new = fftfilt(h,xaux);
y4_new = filter(h,1,xaux);
```

Na prática, se os comprimentos dos sinais são suficientemente curtos (ambos com até cerca de 100 coeficientes), o modo mais simples e rápido de efetuar a filtragem digital é através do comando `conv()`. Se, entretanto, os dois sinais se tornam muito longos, então o domínio da frequência se torna bastante vantajoso em termos da complexidade numérica.

## 5 METODOLOGIA

Para as técnicas de monitoramento cardíaco desenvolvidas neste TCC, foram feitas gravações de vídeo digital do rosto humano de aproximadamente 35 segundos. Foi utilizada a câmera embutida no notebook (Acer Crystal Eye) configurada para gravar vídeos coloridos (24-bit RGB com 3 canais de 8 bits/canal) em uma resolução de 640x480 pixels à uma taxa de 20 *frames* por segundo, salvos em formato AVI sem compressão. Os cinco primeiros segundos são desconsiderados e, portanto, em cada vídeo, 600 *frames* compõem o espaço amostral da pesquisa.

Além disso, em cada amostra de vídeo o indivíduo estava posicionado a uma distância máxima de 1m da câmera. A princípio os vídeos deveriam ser gravados apenas sob luz natural a fim de evitar a interferência da frequência das lâmpadas de iluminação interna, entretanto algumas amostras sob luz artificial foram examinadas com o intuito de entender a influência de mais uma fonte de frequência no conjunto de fontes subjacentes presente nos dados.

Os dois métodos apresentados iniciam com a detecção da face. As exigências de classificação deste trabalho são atendidas pelo classificador frontal de face, `haarcascade_frontalface_alt.xml`, no qual, para cada face detectada, o algoritmo retorna as coordenadas x e y, juntamente com a altura e largura que definem a ROI.

Além disso, os filtros e a técnica de filtragem utilizados foram os mesmos. O filtro escolhido foi o IIR, Butterworth, de ordem 6, frequência de amostragem de 20Hz e faixa de frequência de passagem de 1 – 1,5Hz [60 90]bpm e. A técnica de filtragem digital foi a específica para filtros IIR a fim de reduzir a complexidade numérica.

Apesar do estudo de filtros FIR e da importância da fase linear para não sobreposição das componentes do sinal de entrada durante filtragem do sinal, em nosso processo a fase é uma característica secundária que não afeta os nossos resultados, isto porque, estamos interessados apenas na identificação da frequência da primeira harmônica do sinal, isto é, aquela de maior densidade espectral de potência. Entretanto, as especificações do filtro IIR foram suficientes para projetar um filtro no qual a faixa

de passagem apresenta fase aproximadamente linear, sobressaindo o filtro FIR de mesma especificação que apresentaria ordem cerca de 5 a 10 vezes maior.

Como parâmetro de avaliação do erro foi considerado como valor de referência aquele medido com o dispositivo FORA Diamond Cuff BP que é um sistema de monitoramento da pressão sanguínea. Com este equipamento foram realizadas três medições dentre as quais, duas antes de iniciar o processo de gravação do vídeo e uma após conclusão do processo. Isto porque, durante a gravação dos vídeos, em geral, o batimento cardíaco dos voluntários variava. Alguns relataram que ficaram apreensivos em frente à câmera por estarem sendo submetidos a testes, outros estavam eufóricos e curiosos com a forma de processamento que seria realizada. Visto que o período de filmagem correspondia ao período de variação dos batimentos cardíacos, a média aritmética das aferições com este dispositivo foi, então, o valor referência.

O primeiro método reproduzido utiliza a BSS aplicado a sinais de variabilidade da soma da intensidade de pixels em cada canal de cor RGB ao longo do vídeo. De forma geral, as etapas que compõem este método são apresentadas na Figura 8. O processo inicia-se com a detecção da face nos vídeos capturados. Para isto, o algoritmo disponível na biblioteca OpenCV, `cv.CascadeClassifier()`, foi utilizado como base para mensurar, a cada *frame*, a região de interesse, ROI.

Neste método a ROI é definida por 60% da largura e 100% da altura da região inicialmente detectada, Figura 8(a). Este redimensionamento é importante para maximizar nesta região, a área do rosto que contém as informações desejadas e minimizar interferências, como por exemplo, presença de cabelo.

Além disso, a fim de antecipar erros de detecção que poderiam interferir na eficácia do método desenvolvido, quando, em um *frame*, nenhuma ROI é detectada, são utilizadas as coordenadas da ROI anterior e, quando mais de uma ROI é detectada, selecionam-se as coordenadas mais próximas das coordenadas do último *frame*. Técnicas de antecipação de erros é uma vantagem para o sistema tornando-o mais rápido e eficiente.

A ROI foi então analisada a partir de suas componentes de cores RGB, obtendo para cada ROI três representações correspondentes, Figura 8(b). Cada representação foi processada e a os pixels em cada *frame* foram somados a fim de gerar o conjunto de sinais a ser processado estatisticamente, Figura 8(c).

Estes sinais são filtrados usando filtros IIR já especificados, Figura 8(d). Em seguida, como técnica de separação cega de fontes, utilizou-se o algoritmo PCA

disponível na biblioteca OpenCV, `cv.PCA()`, que é aplicado aos sinais filtrados e obtém-se como resultado componentes representativas projetadas sob eixos especificados segundo propriedades estatísticas, Figura 8(e).

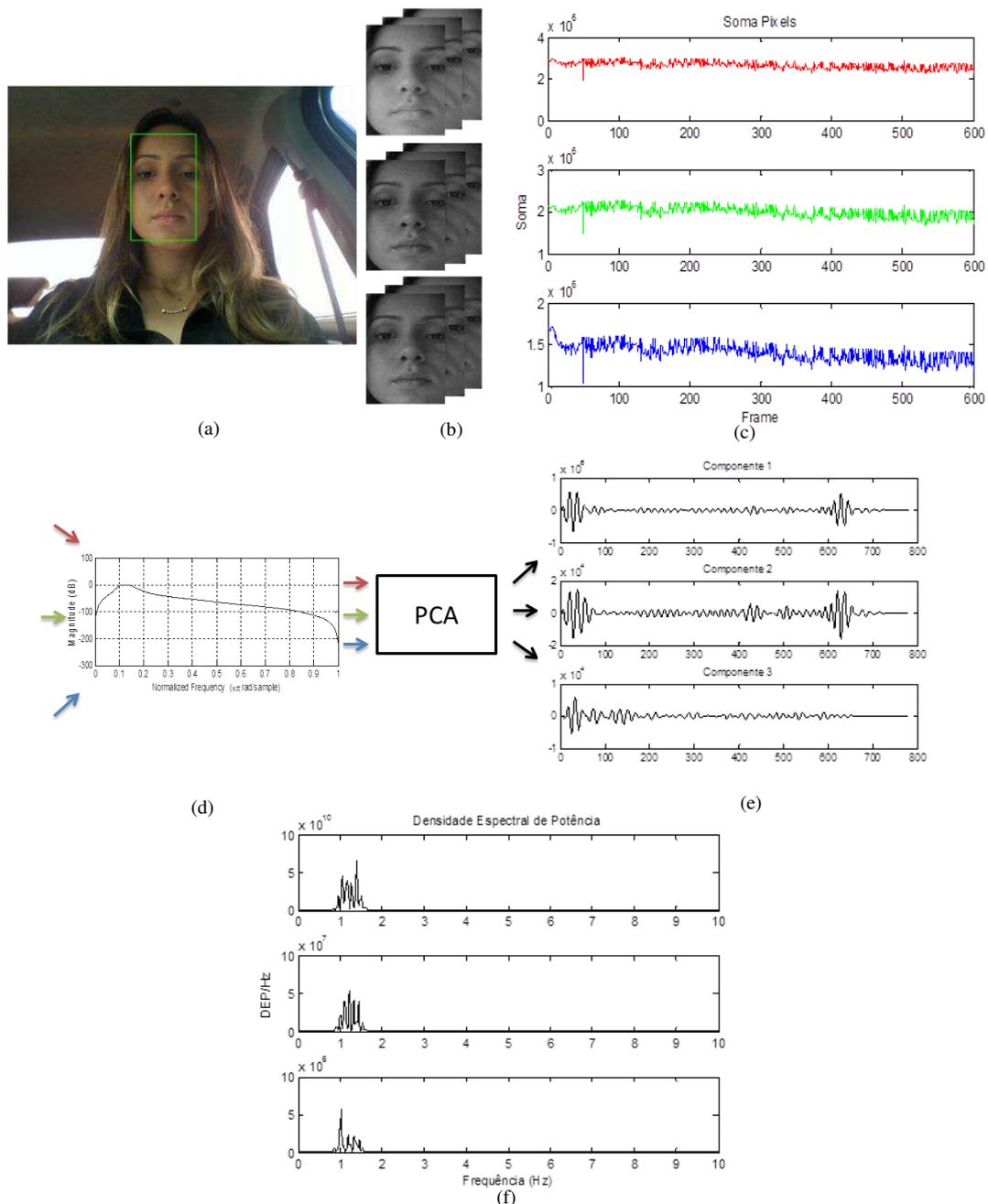


Figura 8 Metodologia de aferição dos batimentos cardíacos utilizando a técnica de BSS aplicado à análise dos canis de cores RGB.

As densidades espectrais de potência destas componentes determinadas através são calculadas utilizando a função disponível no matlab, `periodgram()`, como resultado têm-se os espectros da Figura 8(f) e, identifica-se a componente que melhor

representa a resposta da frequência cardíaca. A escolha da componente seguiu o critério da componente com melhor estimativa da frequência cardíaca na primeira harmônica, isto é, frequência de maior densidade espectral de potência.

O segundo método reproduzido baseia-se na identificação dos movimentos sutis da cabeça resultantes da artéria carótida, Figura 9, portanto, pontos característicos são detectados para aplicação da BSS e posterior extração dos valores correspondentes à atividade cardíaca humana. De forma geral, as etapas que compõem este método são apresentadas na Figura 10.

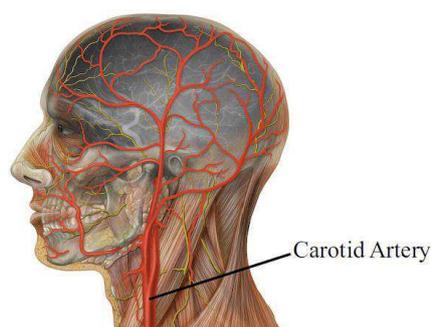


Figura 9 Fluxo sanguíneo do coração à cabeça através das artérias carótidas.

Novamente, o processo inicia-se com a detecção de face e o mesmo algoritmo é utilizado. No entanto, neste método, os critérios para determinação da ROI são mais rigorosos, isto porque, é necessário excluir a região dos olhos para que o ato de piscar não interfira na seleção dos pontos característicos que representaram as oscilações da cabeça. Sendo assim, a área entre 20% e 55% da altura padrão estabelecida inicialmente é substituída por uma tarja branca, Figura 10(b).

O mesmo princípio de antecipação de erros na detecção da face utilizado no primeiro método foi reproduzido nesta metodologia. Recapitulando esta informação, quando, em um *frame*, nenhuma ROI é detectada, são utilizadas as coordenadas da ROI anterior e, quando mais de uma ROI é detectada, selecionam-se as coordenadas mais próximas das coordenadas do último *frame*.

A seleção e rastreamento de pontos característicos é de suma importância para medir o movimento da cabeça ao longo do vídeo. Foi utilizado como técnica de rastreamento o método interativo Lucas Kanade disponível na biblioteca OpenCV, `cv.calcOpticalFlowPyrLK()`, responsável por calcular o fluxo óptico para um conjunto de dados. Nesta aplicação o algoritmo rastreava pontos característicos identificados no primeiro *frame* por meio a função do OpenCV, `cv.goodFeaturesToTrack()` e acompanhava-os *frame a frame* a fim de obter a

localização temporal  $\langle x_n(t), y_n(t) \rangle$  de cada ponto. Entretanto, apenas a componente vertical  $y_n(t)$  é usada nesta análise, Figura 10(c).

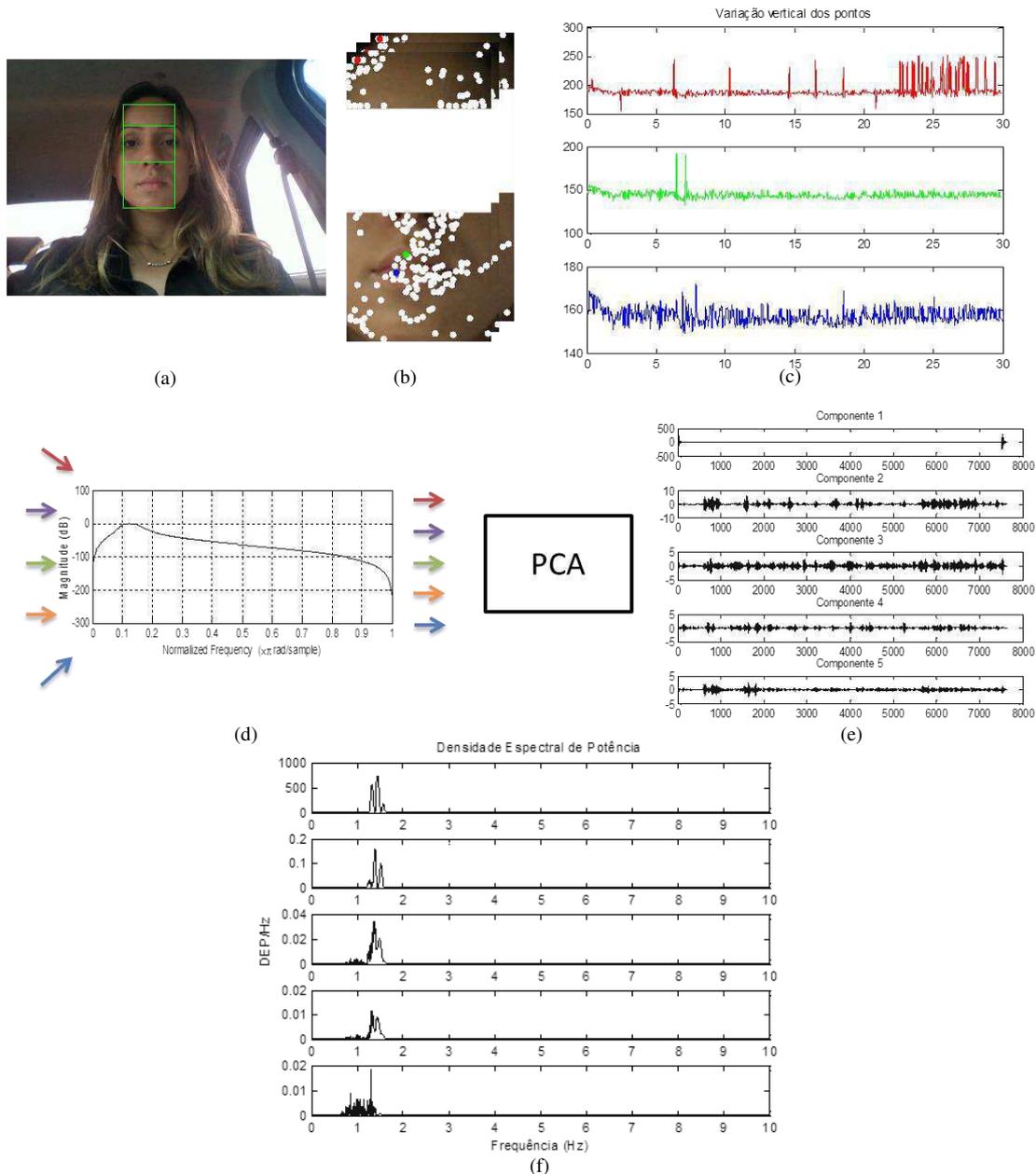


Figura 10 Metodologia de aferição dos batimentos cardíacos baseado nas sutis oscilações da cabeça.

Em seguida, a fim de suavizar a curva obtida, os conjuntos de amostras de variação vertical de cada ponto são suavizados utilizando a interpolação cúbica disponível no matlab através da função, `spline()`. A frequência de interpolação foi de  $250\text{Hz}$  que é a frequência de aquisição de dados de dispositivos modernos de ECG. Os sinais obtidos foram filtrados, Figura 10(d), conforme critérios de filtragem descritos para o primeiro método.

O sinal de fonte subjacente de interesse é o movimento da cabeça resultante do pulso cardiovascular. As trajetórias dos pontos característicos são uma mistura deste movimento, bem como outros movimentos causados por fontes como a respiração e alterações na expressão facial. A Figura 11 exemplifica vetorialmente esta trajetória para os três primeiros *frames* no qual, cada imagem representa a relação entre os pontos característicos do *frame* em análise e do *frame* seguinte.

Este movimento misto é então decomposto em subsinais para isolar o pulso cardíaco. Para isso, é aplicado o algoritmo PCA de modo a selecionar uma componente, Figura 10(d), que melhor projeta o sinal desejado.

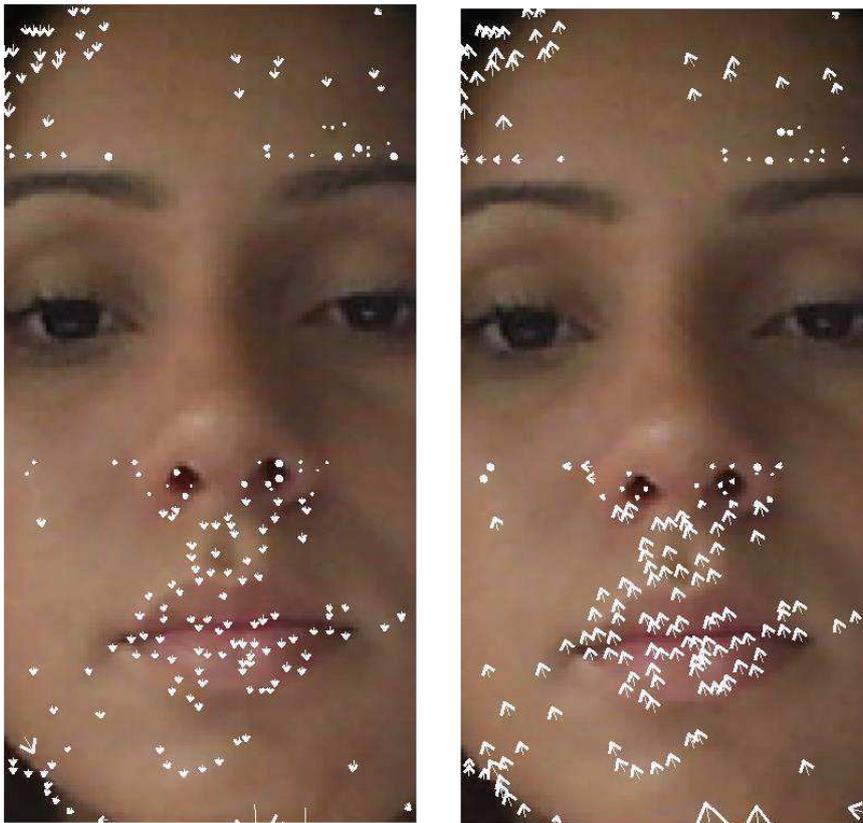


Figura 11 Trajetória vetorial entre *frames*.

Segundo Balakrishnan et al, é suficiente analisar as cinco primeiras componentes para extração do sinal do pulso cardíaco. Em seguida, são medidas apenas as densidades espectrais de potência destas componentes, de forma similar ao desenvolvido no primeiro método, Figura 10(f) e, identifica-se a componente na qual a frequência de maior densidade espectral, isto é, primeira harmônica, apresenta melhor estimativa da frequência cardíaca.

## 6 RESULTADOS

O quadro de voluntários desta pesquisa incluem 15 adultos, de 18 - 50 anos, dentre os quais oito homens e sete mulheres. A eficácia das metodologias utilizadas é avaliada a partir da comparação dos resultados obtidos com a média das aferições do dispositivo comercial eletrônico FORA Diamond Cuff BP modelo P80. Este dispositivo apresenta precisão de  $\pm 4\%$  em conformidade com o padrão ISO 81060-2, e, portanto, os resultados serão discutidos considerando resultados satisfatórios aqueles que estiverem inseridos nesta faixa de erro.

As amostras de vídeo envolvem indivíduos com características particulares tais como: cor da pele, uso de óculos, homens com e sem barba, mulheres utilizando ou não cosméticos faciais e pessoas com bom condicionamento físico ou sedentárias, além disso, as características do ambiente como iluminação natural ou artificial, são particularidades presentes na base de dados em análise.

Nas metodologias desenvolvidas, o processo de filtragem era de importância fundamental, sendo assim, foi observado que ao reduzir a faixa de frequência do filtro de acordo com o valor de referência esperado, o processamento através da separação cega de fontes produzia resultados com mais precisão. Sendo assim, os indivíduos foram classificados em três subclasses de acordo com sua atividade cardíaca padrão, isto porque, o condicionamento físico de cada pessoa é uma característica intrínseca à sua rotina:

1. Entre  $57bpm$  e  $75bpm$ , pessoas com bons condicionamentos físicos e, portanto, faixa de frequência de passagem do filtro de  $[0,95\ 1,3]Hz$ ;
2. Entre  $76bpm$  e  $92bpm$ , pessoas com condicionamento físico mediano e, portanto, faixa de frequência de passagem do filtro de  $[1,3\ 1,55]Hz$ ;
3. Entre  $93bpm$  e  $110bpm$ , pessoas com baixo condicionamento físico e, portanto, faixa de frequência de passagem do filtro de  $[1,55\ 1,7]Hz$ .

Os resultados da aferição da frequência cardíaca utilizando as metodologias descritas consideram três possíveis características do processo de filtragem: utilização de uma, duas ou três diferentes faixas de frequência do filtro digital, estes resultados

estão dispostos nas Tabelas 1 e 2 para cada metodologia individualmente. A fim de possibilitar a expansão da área de aplicação das metodologias, as três últimas amostras foram realizadas com pessoas em ambientes internos sob iluminação artificial.

Para a primeira metodologia, retratada na Figura 8, a variação da fonte luminosa resultou em componentes padrão e representativas para cada tipo de ambiente independente do voluntário em análise. Isto porque, o algoritmo de separação cega de fontes utilizado, PCA, ordena os autovetores responsáveis por projetar o conjunto de dados em componentes independentes, em ordem crescente dos seus respectivos autovalores que neste caso, oferece como resposta três componentes.

Assim, como em cada vídeo as fontes cegas eram similares, como por exemplo, frequência cardíaca e respiratória, então, era possível prever a existência de uma componente na qual sua projeção concentrava, a partir de critérios estatísticos de variância, uma maior quantidade de informações acerca da atividade cardíaca do indivíduo quando comparadas. Entretanto isto foi nítido apenas para as medições realizadas com a possibilidade de comutação entre três filtros. Além disso, ao considerar uma única faixa de filtragem para as análises, alguns sinais foram identificados ao longo de sua segunda ou terceira harmônica, informação também presente nos resultados do artigo [21].

Em geral, o primeiro método aplicado a voluntários em ambientes com iluminação natural e considerando as medições utilizando três diferentes filtros, a segunda componente apresentou, para a primeira harmônica, a frequência que melhor corresponde à frequência cardíaca. A escolha desta componente também foi retratada nos artigos [14, 21] que reproduziram resultados para este tipo de ambiente. Nos casos de ambientes com iluminação artificial, isto é, voluntários sob exposição da frequência de lâmpadas, existe mais uma fonte cega inerente ao conjunto de dados, e, portanto, a componente, segundo os mesmos critérios, com melhor representação da frequência cardíaca, foi a primeira.

A característica do ambiente não interferiu na qualidade dos resultados, mantendo-os dentro da faixa de erro de trabalho considerada aceitável, assim como mostram os gráficos das Figuras 12, 13 e 14.

Tabela 1 Frequência cardíaca utilizando a metodologia 1.

Fonte de luz	Especificidades		Voluntário	Valor referência (bpm)	Uma faixa de frequência		Duas faixas de frequência		Três faixas de frequência	
	Sexo	Outros			Componente	Valor Medido (bpm)	Componente	Valor Medido (bpm)	Componente	Valor Medido (bpm)
Ambiente	Homem	Com barba; Rindo durante o vídeo	V1	63,7	2	66	2	66	2	66
	Homem	-	V2	79,3	3	78	3	78	2	86
	Homem	Com barba; Fumante; Pele escura	V3	69,7	2	72	2	72	2	72
	Homem	Com barba	V4	61,0	1	60	2	60	2	60
	Homem	Com barba; Sem óculos	V5	81,0	2	79,98	1	88	2	80
	Homem	Com barba; Com óculos	V5	81,0	3	78	1	86	2	80
	Homem	-	V6	100,3	3	91,98	3	84	2	98
	Homem	Com barba; Ingerindo bebida alcoólica	V7	77,0	3	79,98	2	68	2	68
	Mulher	Gravado no carro	V8	68,0	2	67,2	2	68	2	68
	Mulher	Gravado no carro; Com uso de cosmético	V9	75,0	2	72	2	72	2	72
	Mulher	Sem óculos	V10	83,0	3	84	1	82	2	84
	Mulher	Com óculos	V10	83,0	1	74	3	84	2	86
	Mulher	-	V11	91,0	2	90	3	88	2	90
	Mulher	Com uso de cosmético	V12	85,0	1	82	3	94	2	84
	Artificial	Homem	Com barba; Fumante	V13	72,7	3	72	3	74	1
Mulher		Com óculos	V14	83,0	1	68	3	70	1	82,1
Mulher		-	V15	99,0	2	100	3	96	1	98

Tabela 2 Frequência cardíaca utilizando a metodologia 2.

Fonte de luz	Especificidades		Voluntário	Valor referência (bpm)	Uma faixa de frequência		Duas faixas de frequência		Três faixas de frequência	
	Sexo	Outros			Componente	Valor Medido (bpm)	Componente	Valor Medido (bpm)	Componente	Valor Medido (bpm)
Ambiente	Homem	Com barba; Rindo durante o vídeo	V1	63,7	1	61,84	1	61,84	1	61,84
	Homem	-	V2	79,3	1	62	2	82,41	2	82,09
	Homem	Com barba; Fumante; Pele escura	V3	69,7	1	62,32	1	61,69	1	61,69
	Homem	Com barba	V4	61,0	1	62,61	1	61,98	1	61,69
	Homem	Com barba; Sem óculos	V5	81,0	1	62,86	4	79,42	3	82,25
	Homem	Com barba; Com óculos	V5	81,0	1	62,63	1	86,72	4	81,31
	Homem	-	V6	100,3	1	62,76	1	86,80	2	99,52
	Homem	Com barba; Ingerindo bebida alcoólica	V7	77,0	1	69,87	4	78,99	1	78,99
	Mulher	Gravado no carro	V8	68,0	1	62,16	1	62,16	1	62,16
	Mulher	Gravado no carro; Com uso de cosmético	V9	75,0	1	62,47	5	81,62	5	77,85
	Mulher	Sem óculos	V10	83,0	1	62,43	2	83,51	4	82,56
	Mulher	Com óculos	V10	83,0	1	62	2	82,88	2	82,88
Mulher	-	V11	91,0	1	61,37	1	86,57	1	86,80	
Mulher	Com uso de cosmético	V12	85,0	3	61,84	1	86,80	2	82,72	
Artificial	Homem	Com barba; Fumante	V13	72,7	1	62,16	3	79,58	5	65,61
	Mulher	Com óculos	V14	83,0	1	61,06	3	81,94	2	82,72
	Mulher	-	V15	99,0	1	61,84	1	86,60	3	99,05

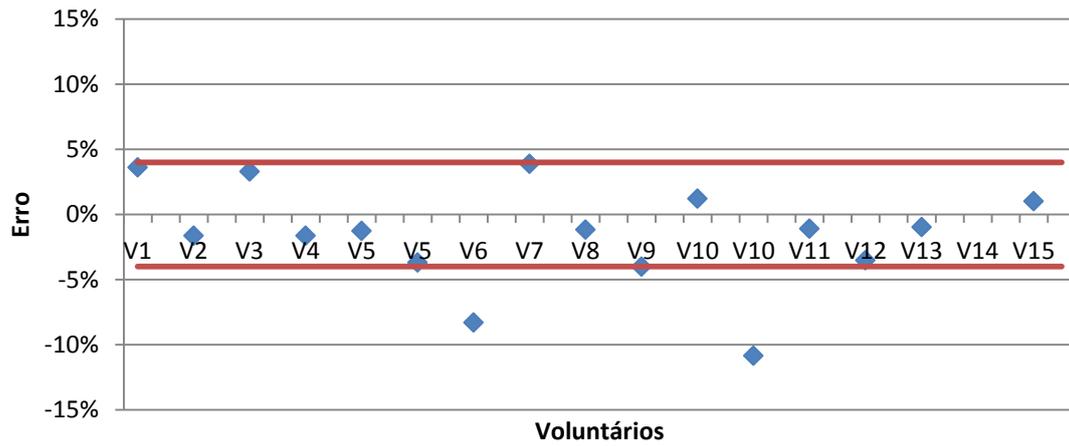


Figura 12 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando um filtro.

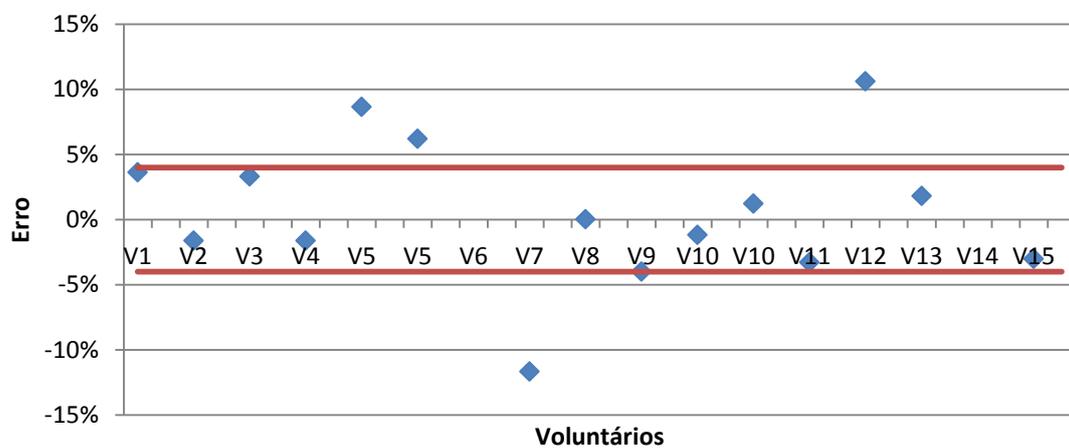


Figura 13 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando dois filtros.

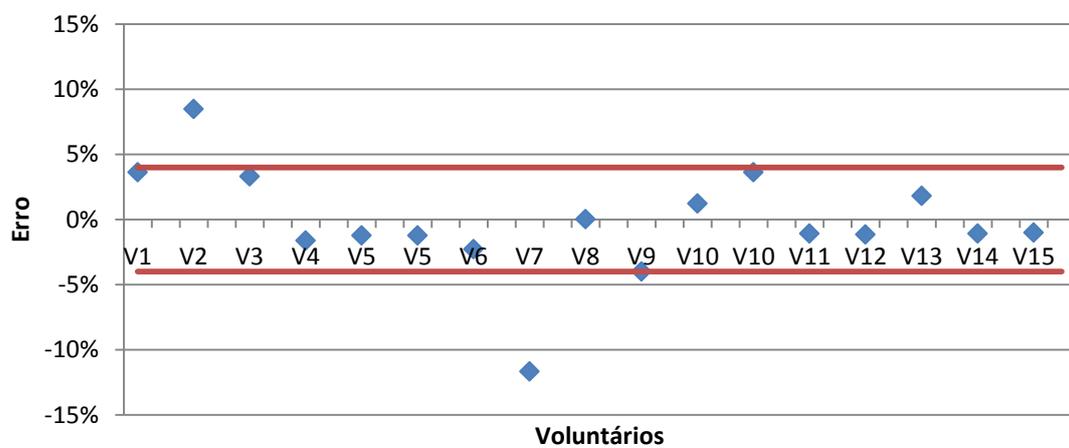


Figura 14 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do primeiro método utilizando três filtros.

O conjunto de componentes resultante da segunda metodologia, retratada na Figura 10, tem dimensão variável e é, no mínimo, 60 vezes maior que a dimensão do conjunto de componentes obtidas com a primeira análise. Sendo assim, esperava-se que as informações ocultas estivessem distribuídas ao longo de mais de uma componente, pois, o grau de independência estabelecido entre as fontes cegas nos dados para descorrelacioná-los e maximizar a independência entre projeções não era tão significativo. Entretanto, de acordo com a característica do algoritmo PCA presumia-se que a informação desejada estaria incluída em uma mesma faixa de componentes, independente do voluntário em análise.

Apesar de não ter sido possível a identificação de um padrão na escolha de uma componente mais representativa nesta metodologia, considerando a base de dados em análise, todas as medições foram realizadas entre as cinco primeiras componentes. E, novamente, a característica do ambiente não interferiu na qualidade dos resultados, mantendo-os dentro da faixa de erro de trabalho considerada aceitável, para os casos em que as medições foram realizadas utilizando mais de dois filtros, assim como mostram os gráficos das Figuras 15, 16 e 17.

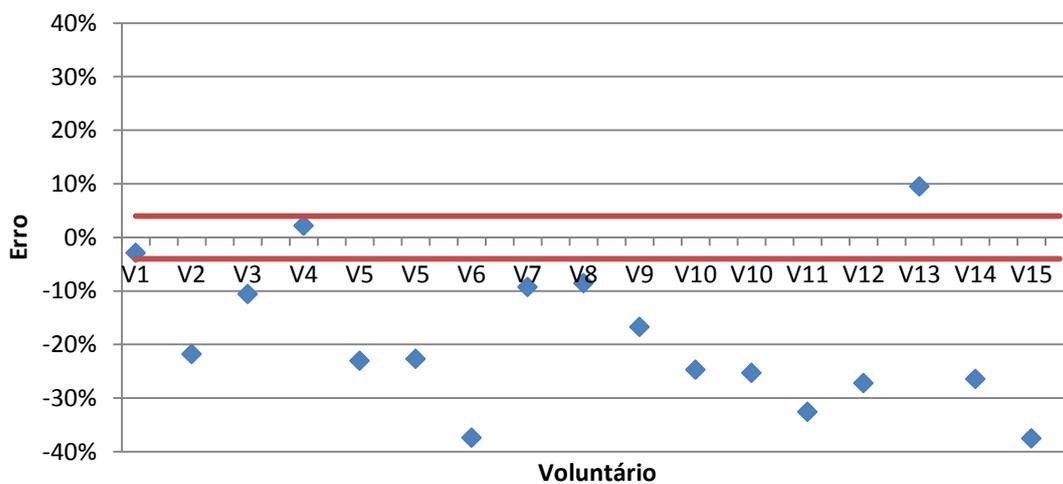


Figura 15 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando um filtro.

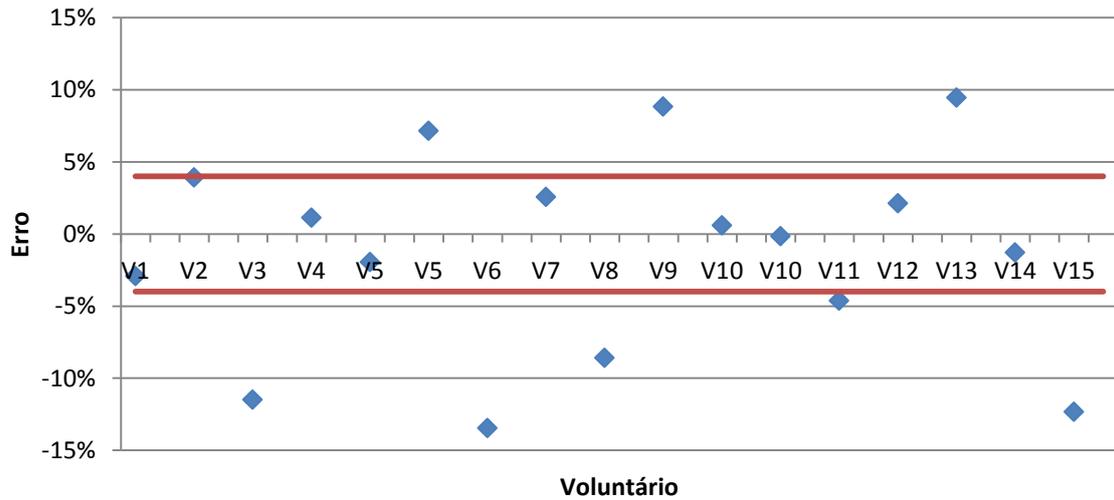


Figura 16 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando dois filtros.

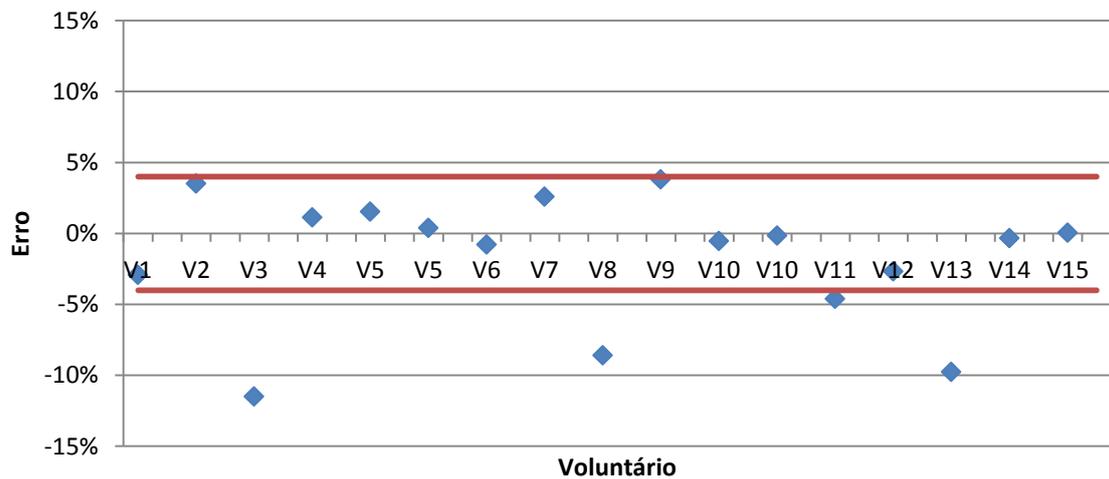


Figura 17 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca humana a partir do segundo método utilizando três filtros.

A análise realizada na primeira metodologia incluía os três canais de cores RGB, entretanto, a possibilidade de determinar a frequência cardíaca utilizando apenas a combinação de dois canais retratada no artigo [14] foi explorada. Para tanto, o método foi adequado à análise de três possíveis combinações: RG, RB e GB, reduzindo a dimensão do conjunto de dados, e, conseqüentemente reduz-se a quantidade de componentes projetadas que, nesta situação são obtidas apenas duas componentes em para cada combinação.

Considerou-se que a medida desejada era a média das frequências correspondentes às primeiras harmônicas dos sinais projetados. Além disso, essas medições foram realizadas mediante comutação entre os três filtros, de acordo com as

subclasses pré-definidas de cada voluntário. As densidades espectrais de potência resultantes para cada uma das três combinações são apresentadas na Figura 18.

Os gráficos das Figuras 19, 20 e 21 exibem a dispersão dos erros de medição para as aferições realizadas para o primeiro método a partir dos canais de cores RG, RB e GB, respectivamente.

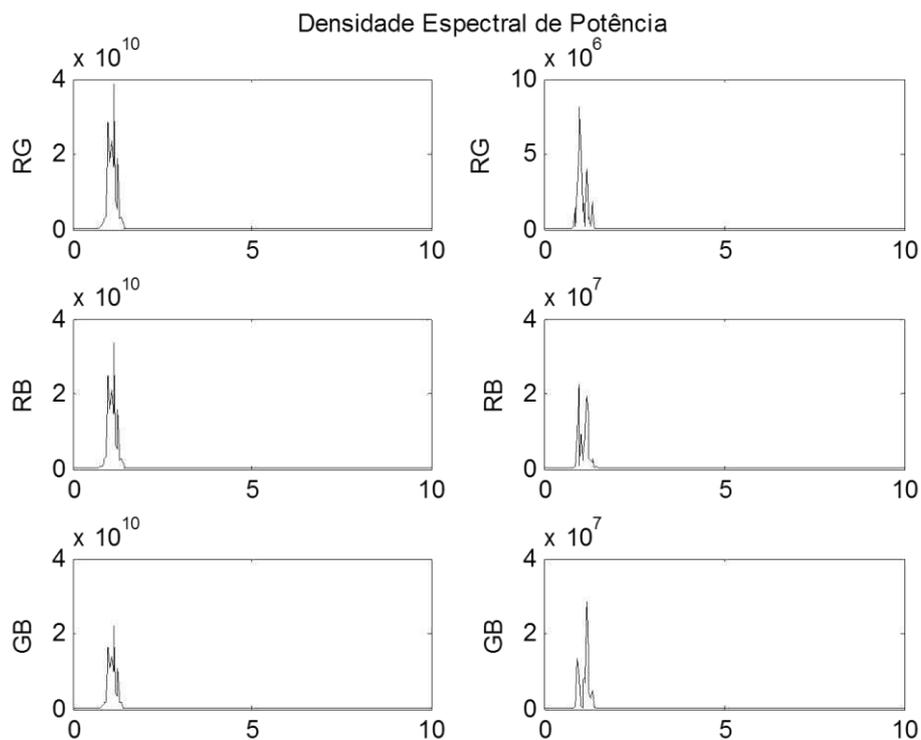


Figura 18 Densidade espectral de potência para combinações dos canais de cores: RG, RB e GB após análise BSS por PCA.

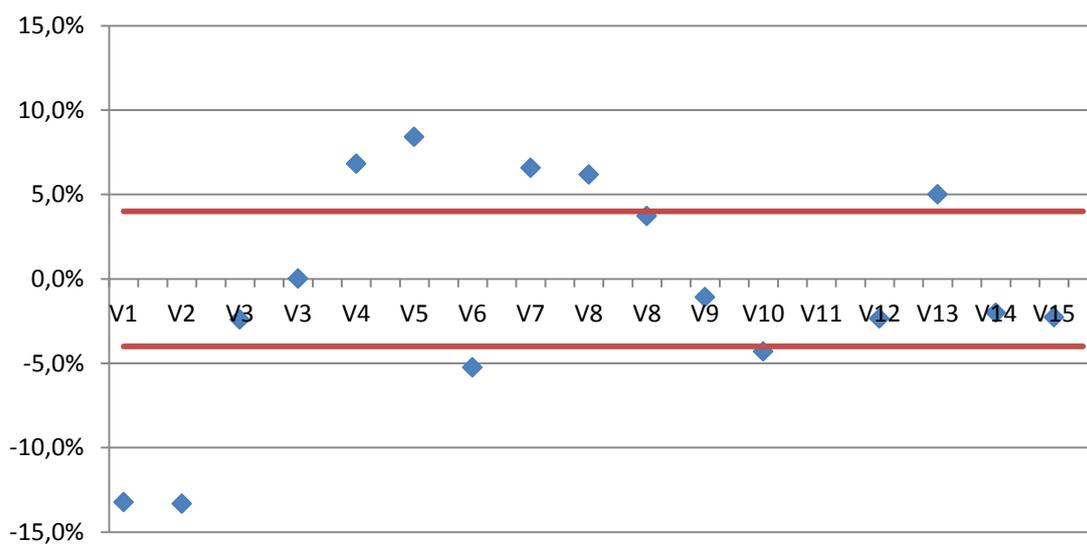


Figura 19 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação RG.

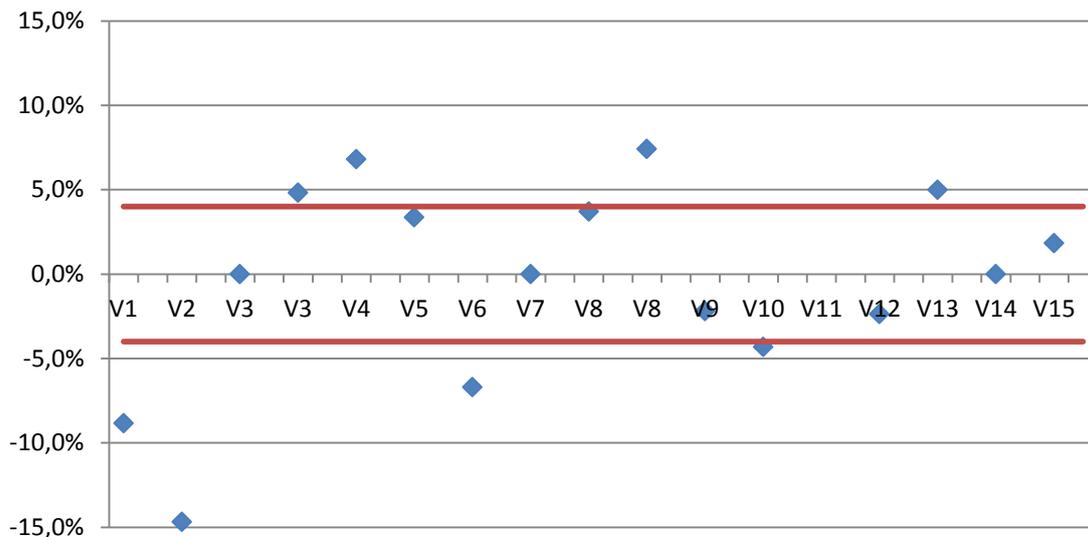


Figura 20 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação RB.

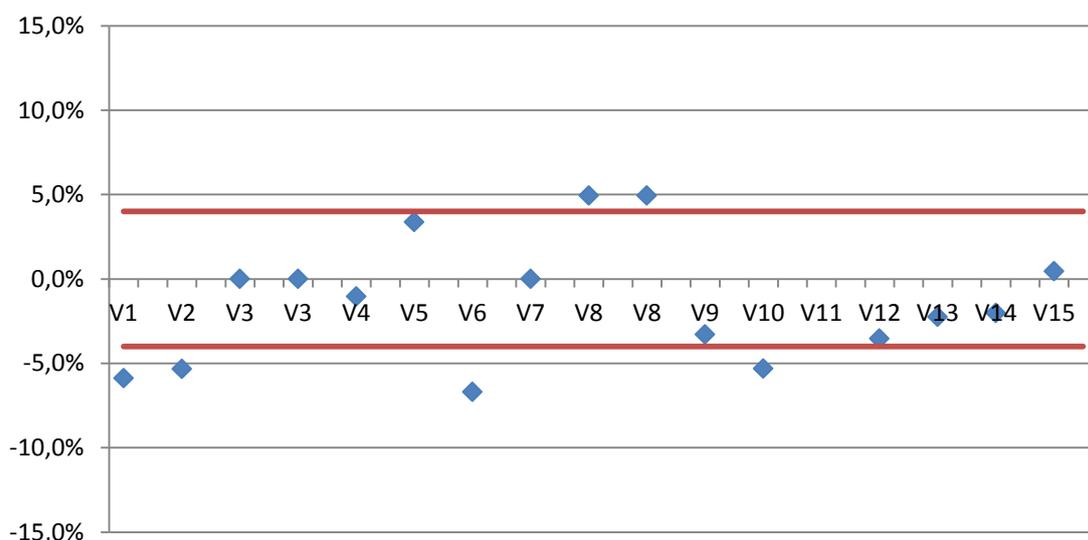


Figura 21 Dispersão de erro na aferição da atividade cardíaca a partir do primeiro método para a combinação GB.

As aferições realizadas a partir da combinação GB apresentaram maior inserção na margem de erro de  $\pm 4\%$  quando comparada as demais combinações de dois canais, e, 59% da sua base de dados estavam inseridos nesta faixa. Entretanto, a combinação RGB, aquela inicialmente proposta na primeira metodologia, apresenta inserção de 88% e foi a melhor maneira de medir a atividade cardíaca humana. Além disso, para a segunda metodologia este número é maior que 70%, sendo um método que também garantiu bons resultados. Esta relação percentual é apresentada na Tabela3.

Tabela 3 Dispersão percentual de erro dos métodos reproduzidos.

Combinação	Quantidade total de voluntários	Medições com erro inserido na margem de $\pm 4\%$		
		Quantidade de voluntários	Valor percentual	
<b>Método 1</b>	<b>RGB</b>	17	15	88%
	<b>RG</b>	17	7	41%
	<b>RB</b>	17	8	47%
	<b>GB</b>	17	10	59%
<b>Método 2</b>		17	13	76%

Em análise do método 1 com combinação RGB e do método 2, ambos com comutação entre os três filtros especificados, observou-se que as características específicas de cada indivíduo não influenciaram na dispersão das aferições. Os voluntários que usam óculos, V5 e V10, apresentaram resultados similares de medição considerando, também, a presença do óculos. Além disso, o voluntário V10 e outros quatro têm barba e a condição manteve o erro na margem aceitável.

A duração média para obtenção do resultado da frequência cardíaca para os métodos 1 e 2 independente da quantidade de canais de cores combinados é  $2,5min$  e  $3,35min$ , respectivamente. No caso de um exame ECG simples este tempo é de aproximadamente  $10min$ , o que representa cerca de 4 medições através de imagens de vídeo para o primeiro método e 3 medições para o segundo método.

## 7 CONCLUSÃO

O desenvolvimento tecnológico de métodos que garantem agilidade e precisão no monitoramento da atividade cardíaca humana vem sendo alvo de pesquisas. Estes resultados contribuem para a detecção primária de problemas de saúde. Atualmente o processo padrão de monitoramento da atividade cardíaca é o ECG, com algumas restrições principalmente ao que se refere à utilização de eletrodos fixados no corpo do indivíduo.

Neste trabalho, dois métodos de aferição de batimentos cardíacos por imagens de webcam foram reproduzidos, testados e avaliados usando para a gravação de vídeos uma câmera digital simples, que hoje é um dispositivo acessível a uma parcela significativa da população brasileira.

Apesar de a frequência cardíaca normal depender de características do indivíduo como a idade, condicionamento físico e emoções, esperava-se que atributos como cor da pele, uso de óculos, presença de barba, utilização de cosméticos faciais e iluminação natural ou ambiente interferissem nos resultados obtidos a partir das metodologias reproduzidas. No entanto, estas particularidades, que estavam presente na base de dados analisada, não impactaram nos processos de medição.

Algumas limitações foram encontradas, tais como: determinação de apenas uma faixa de frequência para o filtro de forma a viabilizar a medição dos batimentos cardíacos para todos os indivíduos que foram classificados em subclasses de acordo com sua atividade cardíaca padrão; e escolha de uma única componente representativa da fonte desejada para a implementação do segundo método.

Sugere-se um estudo sobre o desenvolvimento de um sistema de controle que comute entre as possíveis faixas de filtro especificadas aquela que melhor insere o indivíduo em análise.

Por fim, este trabalho contribuiu para consolidação e aplicação de teorias obtidas ao longo do curso de graduação, além de expandir conhecimentos na área de saúde humana.

## REFERÊNCIAS

- [1] ALBERT, Bruno. **Notas de aula Processos Estocástico**. UFCG, 2012.
- [2] BALAKRISHNAN, G; DURAND, F; GUTTAG, J. Detecting Pulse from Head Motions in Video. **Computer Vision Foundation**, 2013.
- [3] BERTOLO, L. **Curtose**. Disponível em: <<http://www.bertolo.pro.br/AdminFin/AnalInvest/Curtose.pdf>>. Acesso em: 10 nov. 2015.
- [4] BILLMAN, B. E. Heart Rate Variability - A Historical Perspective. **Front Physiol**, 2011. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3225923/>>. Acesso em: 29 out. 2015.
- [5] **Blind Source Separation: Principal & Independent Component Analysis**. Biomedical Signal and Image Processing. Springer, 2008.
- [6] BOLDRINI, J. L; et al. **Álgebra Linear**. 3 ed. São Paulo, 1980.
- [7] BRASIL Telemedicina: Interação Diagnóstica online. **Eletrocardiograma**. 2015. Disponível em: <<http://brasilelemedicina.com.br/nossos-produtos/eletrocardiograma>>. Acesso em: 30 out. 2015.
- [8] DETURK, W. E; CAHALIN L.P. **Fisioterapia Cardiorespiratória: Baseada em evidências**. Editora Artmed, 2009.
- [9] DINIZ, P. S. R; SILVA, E. A. B; NETTO, S. L. Processamento Digital de Sinais: Projeto e Análise de Sistemas. Bookman. 2 ed. Rio de Janeiro, 2014.
- [10] ELGENDI, Mohamed. On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals. **Curr Cardiol Rev**, 2012. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3394104/>>. Acesso em: 29 out. 2015.
- [11] ERNST, Gernot. **Heart Rate Variability**. Springer-Verlag. Londres, 2014.
- [12] HEART and vascular institute. **What Is a Normal Heart Rate?** UPMC HealthBeat, 2015. Disponível em: <>. Acesso em: 11 julho 2015.
- [13] IEEE Signal Processing Cup. **Heart Rate Monitoring During Physical Exercise Using Wrist-Type Photoplethysmographic (PPG) Signals**. 2015. Disponível em: <<http://www.signalprocessingsociety.org/spcup2015/>>. Acesso em: 26 maio 2015.
- [14] LEWANDOWSKA, M; RUMINSKI, J; KOCEJKO, T. Measuring Pulse Rate with a Webcam - a Non-contact Method for Evaluating Cardiac Activity. **Computer Science and Information Systems**. 2011.

- [15] MATHWORKS Documentação Matlab. R2013a. The MathWorks, Inc, 2015.
- [16] MISHRA, S; TIWARY, U. S. Heart Rate Measurement Using Video in Different User States for Online HCI Applications. **ScienceDirect**, 2014.
- [17] NOCETI, Sidnei. **Fundamentos sobre ruídos parte I: Densidade Espectral de Potência**. UFSC.
- [18] O ECG. **Curso de Eletrocardiografia**. 2014. Disponível em: <<http://ecg.med.br/assuntos-online>>. Acesso em: 30 out. 2015.
- [19] OPENCV Documentação. Versão 2.4.10. Itseez, 2015. Disponível em: <<http://opencv.org/documentation.html>>. Acesso em: 5 jun. 2015.
- [20] OPPENHEIN, A. V; WILLSKY, A. S; NAWAB, S. H. Sinais e sistemas. 2 ed. Pearson Education, 1997.
- [21] POH, M; Daniel J. M; Rosalind W. P. Noncontact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. **Optical Society of America**. Optics Express 18, 2010.
- [22] REINHART, K; EYRICH, K. **Clinical Aspects of O2 Transport and Tissue Oxygenation**. Springer-Verlag. Berlin, 1989.
- [23] SCALISE, Lorenzo. Non Contact Heart Monitoring. In: \_\_\_\_\_. **Advances in Electrocardiograms - Methods and Analysis**. PhD. Richard Millis (Ed.), 2012. Disponível em: <<http://www.intechopen.com/books/advances-in-electrocardiograms-methods-and-analysis/non-contact-heartmonitoring>>. Acesso em: 29 julho 2015.
- [24] SCHAPIRE, R. E. **Explaining AdaBoost**. Disponível em: <<http://rob.schapiire.net/papers/explaining-adaboost.pdf>>. Acesso em: 11 set. 2015.
- [25] SMITH, L. I. **A tutorial on Principal Componentes Analysis**. 2002.

# APÊNDICE A – TUTORIAL OPENCV E MATLAB

## PARA WINDOWS

*<https://www.youtube.com/watch?v=RQHQQWTqT8g&list=PLmcMMZCV897pofUfG1yH-8fcjpUTFUSaJ>*

4. Setando o Visual Studio 2013 no Matlab 2013<sup>a</sup>
  - a. Copiar arquivos .zip mexopts\_x64 e mbuildopts\_win64 para C:\Program Files\MATLAB\R2013a\bin\win64\mbuildopts
    - i. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/44051-visual-studio-2013-support-for-matlab-compiler-toolbox--x64->
    - ii. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45878-setting-microsoft-visual-c++-2013-as-default-mex-compiler>
  - b. mbuild –setup
    - i. Select a compiler:
      - ✓ Compiler: Microsoft Visual C++ 2013
      - ✓ Location: C:\Program Files (x86)\Microsoft Visual Studio 12.0\
  - c. mex –setup
    - i. Select a compiler:
      - ✓ Compiler: Microsoft Visual C++ 2012
      - ✓ Location: C:\Program Files (x86)\Microsoft Visual Studio 12.0
5. Download and extract Opencv – 2.4.10
6. Download mexopencv.rar
  - a. <https://github.com/kyamagu/mexopencv>
7. mexopencv.make
  - a. Instalar o SDK para Windows 8 (biblioteca gdi32.lib)ufc

- i. <https://msdn.microsoft.com/pt-br/windows/desktop/aa904949.aspx>
- ii. <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/windows/desktop/hh852363.aspx>
- b. seleccionar >> Add to path >> Selected Floders and Subfloders
- c. `mexopencv.make('clean', true)`
- d. `mexopencv.make('opencv_path', 'C:\OpenCV2410\opencv\build')`