

DETECÇÃO EM TEMPO REAL DA FREQUÊNCIA CARDÍACA

DE PESSOAS POR MEIO DA ANÁLISE DE VARIAÇÕES

TEMPORAIS EM VÍDEOS

DETECTION IN REAL TIME HEART RATE OF PEOPLE THROUGH

ANALYSIS OF TEMPORAL VARIATIONS IN VIDEOS



ISSN: 1984-3151

Kessler Almeida Silveira Rodrigues¹; Moisés Henrique Ramos Pereira²; Flávio Luis Cardeal Pádua³

- 1 Bacharel em Ciência da Computação. UniBH, 2015. Arquiteto de Software na empresa Zeedhi Agile Platform. Belo Horizonte, MG. kesslerrodrigues@gmail.com.
- 2 Mestre em Modelagem Matemática e Computacional. CEFET-MG, 2012. Professor do Centro Universitário de Belo Horizonte - UniBH. Belo Horizonte, MG. moises.ramos@prof.unibh.br.
- 3 Doutor em Ciência da Computação. UFMG, 2005. Professor do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais - CEFET-MG. Belo Horizonte, MG. cardeal@decom.cefetmg.br.

Recebido em: 20/09/2015 - Aprovado em: 27/03/2016 - Disponibilizado em: 31/05/2016

RESUMO: As doenças cardiovasculares são, atualmente, as causas mais comuns de morbimortalidade no mundo. Na perspectiva da prevenção de doenças e agravos, tornam-se fundamentais ações que criem ambientes favoráveis à saúde e favoreçam escolhas saudáveis. Medidas de prevenção e monitoramento contínuo de sinais vitais são necessários, sendo a frequência cardíaca um sinal promissor. No entanto, tal monitoramento pode ser difícil e pouco eficiente, quando não impossível, em determinados casos, como por exemplo, vítimas de queimaduras. Este artigo propõe uma aplicação para monitoramento da frequência cardíaca não invasivo e sem a necessidade de contato, podendo ser manuseado por qualquer pessoa. Para a determinação da frequência cardíaca, a aplicação combina técnicas de processamento de imagens, tratamento de sinais fotopletismográficos e análise de variações temporais em vídeos. Os resultados obtidos demonstram que, considerando 95% de confiança estatística e um erro padrão de 1,08 batimentos por minuto, a aplicação desenvolvida possui a mesma média para aferições de batimentos cardíacos em relação a um dispositivo já consolidado no mercado para essa finalidade, mostrando-se como um método computacional promissor para medições em repouso.

PALAVRAS-CHAVE: Frequência cardíaca. Fotopletismografia. Variações temporais. Ampliação Euleriana de Vídeo.

ABSTRACT: Cardiovascular diseases are currently the most common causes of morbidity and mortality worldwide. From the perspective of prevention of diseases and disorders, become fundamental actions that create supportive environments for health and promote healthy choices. Prevention and continuous monitoring of vital signs are necessary, and the heart rate a promising sign. However, such monitoring can be difficult and inefficient, if not impossible, in certain cases, such as burn victims. This paper proposes an application for monitoring heart rate non-invasive and without the need to touch and can be handled by anyone. For the determination of heart rate the application combines techniques of image processing, processing and analysis of signals photo-plethysmography temporal changes in video. The obtained results show that, considering a 95% statistical confidence and a standard error of 1.08 beats per minute, the developed application has the same average heartbeats' measurements in relation to a consolidated device on the market used for the same purpose, showing itself as a promising computational method for rest measurements.

KEYWORDS: Heart rate. Photo-plethysmography. Temporal variations. Eulerian Video Magnification.

1 INTRODUÇÃO

As doenças cardiovasculares (DCV) são alterações no funcionamento do sistema cardíaco, sendo este responsável por transportar oxigênio e nutrientes necessários às células para que essas possam executar suas tarefas (GUYTON; HALL, 1998).

Tais doenças são consideradas um grande problema de saúde pública. Por serem a principal causa de morte em todo o mundo, em especial nas populações dos grandes centros urbanos. Dentre as DCV de maior ocorrência podem-se destacar doença arterial coronariana (DAC), insuficiência cardíaca, angina, infarto agudo do miocárdio (IAM), doenças valvares, arritmias, doenças hipertensivas, dentre outras.

Segundo levantamento da Organização Mundial da Saúde (OMS), a cada ano, mais de 17 milhões de pessoas morrem em todo o mundo vítimas de doenças cardiovasculares, sendo que 80% desses óbitos são registrados em países de baixa e média renda. Outra estimativa revela dados ainda mais alarmantes de que, em 2030, o total de mortes pode ultrapassar 23 milhões. Em 2008, os óbitos provocados por elas representaram 30% do total registrado globalmente (MAGALHAES *et al.*, 2014).

Com índices de mortalidade cada vez mais elevados, é importante adotar medidas de prevenção e efetuar o controle de fatores de riscos, tais como hipertensão, diabetes, colesterol elevado, tabagismo, etilismo, estresse, obesidade e sedentarismo, além de realizar consultas médicas para avaliações contínuas.

A avaliação clínica de um paciente pode ser feita por meio da obtenção de sinais vitais. Segundo Potter e Perry (2013), sinais vitais são medidas que fornecem dados fisiológicos indicando as condições de saúde da pessoa, evidenciando o funcionamento e as alterações da função corporal. Dessa forma, pode-se considerar que os sinais vitais são indicadores das funções vitais e podem orientar o diagnóstico inicial e

o acompanhamento da evolução do quadro clínico do paciente a fim de auxiliar na coleta de dados e na avaliação de condições de saúde do indivíduo, bem como instrumentalizar o processo de tomada de decisão sobre intervenções específicas.

Para que essas intervenções nos pacientes doentes sejam mais precisas e rigorosas, há necessidade de monitorização contínua dos parâmetros médicos para criação de diagnósticos. Essa monitorização tem incentivado o desenvolvimento da tecnologia associada à criação de sistemas de sensores e sistemas de aquisição de sinais, que cada vez se tornam mais miniaturizados e conseguem manter a qualidade dos sinais o suficiente para a extração da informação necessária à monitorização, causando o mínimo de desconforto aos pacientes.

Existem várias técnicas e aparelhos para mensurar a frequência cardíaca e realizar o monitoramento do coração. Na grande maioria das vezes são utilizados eletrodos ligados ao corpo e colocados em posições padrões na parte da superfície do tórax e que fornecem boas e confiáveis leituras de sinais.

Entretanto, apesar de preciso e eficiente, esse método está perdendo espaço no mercado, pois em casos de verificações prolongadas ele pode causar dores e irritações, além de não ser possível sua aplicação em algumas situações, como a de vítimas de queimadura, recém-nascidos prematuros e idosos com pele frágil.

Conforme a população vai envelhecendo, o monitoramento frequente ou contínuo pode ser utilizado como estatística para descoberta precoce de problemas cardíacos, mas esse monitoramento depende de aceitação do paciente e do procedimento a ser utilizado, sendo passível a utilização de dispositivos invasivos ou não invasivos.

Por essa razão, há um crescente interesse por tecnologias que consigam analisar corretamente essa frequência sem a necessidade de contato físico e que permitam o monitoramento da frequência cardíaca de

forma confiável, mas por meio de uma ferramenta que possa ser manuseada por qualquer pessoa.

Nesse contexto é que se propõe a construção de uma aplicação que permitirá às pessoas medir sua frequência cardíaca de um modo simples, confiável, não invasivo, sem contato físico e que pode ser feito em sua própria casa.

O objetivo geral deste artigo foi mensurar a frequência cardíaca de pessoas utilizando análise de variações temporais em vídeos, técnica conhecida por Ampliação Euleriana de Vídeo (WU *et al.*, 2012).

O objetivo específico do presente trabalho foi medir tal frequência com possibilidade de movimentação do usuário e da câmera utilizada em tempo real. Visto que a técnica de análise de variações temporais em vídeos tem custo computacional elevado e a movimentação, mesmo que sutil, pode provocar ruídos no vídeo processado.

Vale ressaltar que a análise de variações temporais em vídeos possui grande potencial para diversas aplicações, tais como a análise de desconforto emocional em atitudes suspeitas por meio do uso de câmeras de segurança; para uma nova metodologia de tomada de depoimento de um cidadão, para acareação mais precisa de uma questão judicial qualquer (nessas situações, a percepção de emoções sutis por meio desta técnica é um diferencial); desenvolvimento de detectores de mentira sobre vídeos de entrevistas eleitorais; dentre outras.

Este artigo está organizado em 5 seções, incluindo a Seção 1 de introdução. A Seção 2 apresenta alguns dos principais trabalhos relacionados ou similares ao tema deste projeto. A Seção 3 estabelece a abordagem proposta no presente trabalho. A Seção 4 apresenta os resultados obtidos por meio desta pesquisa. E, finalmente, tem-se a Seção 5 referente à conclusão do trabalho.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta seção, são apresentados alguns dos principais trabalhos relacionados, os quais contribuíram para o avanço do desenvolvimento de metodologias para a detecção e rastreamento de faces em imagens, proposição de modelos para aplicação da Ampliação Euleriana de Vídeo e implementação de técnicas para a medição de batimentos cardíacos.

No estudo realizado em Leão, Marques e Matos (2011), os autores apresentaram um sistema de visão computacional em tempo real que detecta a face de um indivíduo usando o algoritmo de Viola e Jones (2004), realiza o rastreamento com base no algoritmo *CamShift* (ALLEN; XU; JIN, 2004) e controla o acionamento de motores que movimentam câmeras com o propósito de manter a imagem do indivíduo sempre no centro do vídeo.

O sistema de visão desenvolvido imita o sistema atencional, como fazem os seres humanos, que procuram manter sempre o foco da visão em um objeto de interesse, que neste caso é uma face.

Inicialmente realiza-se uma etapa de segmentação, isto é, a distinção do objeto de interesse, ou *foreground*, dos demais artefatos da imagem, *background*. Na etapa seguinte o objeto foi continuamente acompanhado por meio do algoritmo de rastreamento. Eventualmente, durante essa etapa o campo de visão foi movimentado a fim de manter o objeto visível e centralizado.

No trabalho proposto em Chambino (2013), o autor teve como objetivo a criação de uma aplicação Android capaz de estimar o batimento cardíaco de uma pessoa. O seu maior desafio foi desenvolver um método baseado na Ampliação Euleriana de Vídeo que fosse leve e executasse em tempo real no dispositivo móvel. Tais implementações iniciais do método foram escritas em Java. No entanto, o suporte para Java da biblioteca OpenCV ainda é recente e,

devido a razões de performance, a versão final foi implementada em C/C++. O método implementado focou na amplificação da variação de cor que era mais importante do que a ampliação de movimento.

Como resultado, o autor apresentou uma aplicação Android, denominada "*Pulse*", destacando que o seu maior esforço foi para melhorar a performance da aplicação, para que fosse capaz de executar num dispositivo Android, pois o método de Ampliação Euleriana de Vídeo é caro computacionalmente. Obteve-se um aumento na performance de 22%, porém as precisões das estimativas do batimento cardíaco da aplicação foram afetadas.

Em Wu *et al.* (2012), os autores apresentaram duas abordagens para extrair a frequência de um sinal de pulso periódico a partir de um sinal ruidoso: (i) análise de *Fourier* e (ii) detecção de picos.

A análise de *Fourier* é uma abordagem utilizada para examinar a força do sinal em cada frequência. A Transformada Rápida de *Fourier* (FFT) pode ser utilizada em cada frequência para produzir a densidade espectral (MARCOMINI, 2015). Se a intensidade do sinal for maior que o ruído, ao detectar o pico na banda da frequência e realizar a leitura da sua posição, esse sinal pode ser considerado a medida da taxa de pulso. Nesse contexto, para captar as variações temporais do pulso, é necessário definir o tamanho da janela temporal para ser executada a FFT. Uma janela de tempo maior vai apresentar uma resolução melhor da frequência, em contrapartida, a resolução da janela será lenta. Para que a resolução da frequência seja de 5 batimentos por minuto, a janela deve ser alterada e pode ser calculada por meio da relação representada pela Eq. 1.

$$L = \frac{FPS}{\Delta f} = \frac{30}{\frac{5}{60}} = 360 \text{ frames} \quad (1)$$

Em que:

L é o total de *frames*; FPS é a taxa de quadros por segundo (do inglês, *Frames Per Second*) que, geralmente, possui valor 30 em vídeos digitais; e Δf refere-se à resolução da frequência desejada.

A detecção de picos é comumente usada para a extração de ritmo cardíaco utilizando-se de um eletrocardiograma (ECG). Em um sinal de ECG típico, existe uma onda R de alta amplitude em cada batida do coração. O intervalo de tempo entre ondas R sucessivas (intervalo RR) é usado para estimar a frequência cardíaca instantânea.

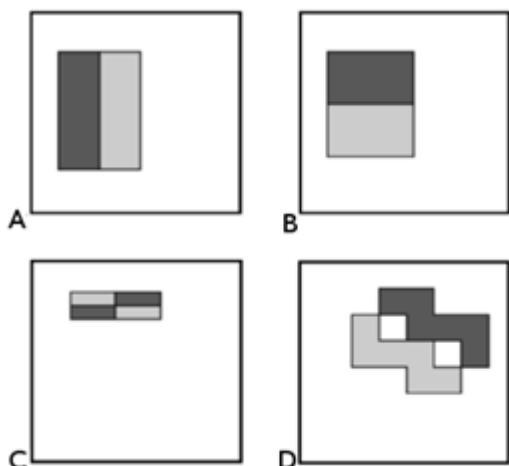
3 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção, são apresentados alguns dos principais conceitos científico-tecnológicos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho.

3.1 DETECÇÃO FACIAL

O método de segmentação proposto por Viola e Jones (2004) é uma técnica de detecção baseada na aparência do objeto, cujo uso atrelado a algumas características chaves permitem uma implementação rápida e robusta para a detecção facial. Métodos desse tipo aprendem características a partir de conjuntos de imagens de treinamento que capturam a variedade da classe do objeto.

Nesse método é feito uma etapa inicial de treinamento, em que ocorre a seleção de dois conjuntos de imagens, um positivo e outro negativo. O conjunto de imagens positivas contém recortes que contém apenas o objeto a ser detectado; já o conjunto de imagens negativas são imagens que não contém o objeto, geralmente paisagens em que o objeto pode ser encontrado. Em seguida, é feito um conjunto de



exemplos combinando imagens positivas com as negativas para formar imagens de provável aparição do objeto. O processo de extração de características é baseado em máscaras convolucionais inspiradas em funções de Haar (VIOLA; JONES, 2004). A Figura 1 ilustra um exemplo dessas funções.

Figura 1 - Exemplo de características retangulares
Fonte - Próprio autor

Essas características são calculadas pela convolução na imagem do objeto baseadas numa decisão binária a partir de um limiar de similaridade (*threshold*).

Para construir o classificador na etapa de treinamento, o método utiliza o algoritmo *AdaBoost* que permite a construção de um classificador eficiente a partir de uma série de classificadores fracos baseados em decisões binárias a partir da convolução dessas máscaras na imagem do objeto (LU; HU; BAI, 2015).

O *AdaBoost* seleciona as características que melhor classificam os objetos e chama um classificador fraco repetidamente numa série de turnos. Para cada

chamada, uma distribuição de pesos é atualizada para indicar a importância de alguns exemplos no conjunto de dados para a classificação.

A cada turno, para cada exemplo incorretamente classificado, os pesos são incrementados de maneira que o novo classificador tenha um maior foco nesses exemplos. Com isso, após selecionar um classificador ótimo baseado nessas características e distribuição de pesos, os exemplos classificados como incorretos têm seus pesos aumentados e os classificados corretamente têm seus pesos diminuídos.

Conseqüentemente, quando o algoritmo testar uma nova distribuição de pesos, irá selecionar um classificador que melhor identifique esses exemplos que o classificador anterior errava, de modo que cada classificador forte obtido a partir desses conjuntos de características é posto numa estrutura em cascata de rejeição na ordem do menos complexo (menos características usadas) para o mais complexo (mais características usadas).

Nessa estrutura da cascata de rejeição, a entrada passa pelo primeiro classificador, que decide entre verdadeiro ou falso (objeto encontrado ou não). Uma determinação de falso interrompe a computação posterior, pois não foi encontrada uma face. Uma determinação verdadeira passa a entrada para o próximo classificador na cascata. Se todos os classificadores votarem em verdadeiro, a entrada se trata de uma face detectada. Sob esse procedimento, é possível rastrear uma face ao longo dos frames de um vídeo. Quando o processo em cascata retorna verdadeiro para mais de uma instância, finaliza-se o rastreamento, pois existe a ocorrência de transição entre faces distintas (ALLEN; XU; JIN, 2004).

3.2 REGIÃO DE INTERESSE

Em processamento de imagens, pode-se conceituar região de interesse (ROI – *Region Of Interest* ou AOI –

Area Of Interest) como sendo uma região definida pelo operador, ou automaticamente a partir de parâmetros obtidos da própria imagem sob análise. Exemplo disso é a definição de uma região em que se sabe, com antecedência, que a iluminação de fundo é constante ou foi corrigida (GONZALEZ; WOODS, 2007).

A extração da região de interesse tem a finalidade de evitar buscas em regiões da imagem que não possuem informação relevante, otimizando o processamento da área extraída. Com isso, após a detecção facial, foi aplicado o processo de região de interesse para retirar as informações da face que não eram relevantes para o presente trabalho, deixando apenas a região da testa e, sobre ela, aplicando-se a Ampliação Euleriana.

3.3 AMPLIAÇÃO EULERIANA DE VÍDEO

A Ampliação Euleriana de Vídeo (Em inglês, *Eulerian Video Magnification*) é um método de análise de perspectiva, baseado na descrição euleriana da cinemática dos fluidos, capaz de revelar variações temporais impossíveis de se ver a olho nu (WU *et al.*, 2012; RUBINSTEIN, 2004).

A descrição euleriana associa a um ponto genérico P um vetor referente à velocidade do fluido em cada instante de tempo t . O vetor especifica o campo (vetorial) de velocidades. É oportuno ressaltar que ao fornecer a velocidade do fluido no ponto P , definido por (x,y,z) e no instante t , independente da partícula que esteja ocupando este ponto, a trajetória não é relevante. Introduce-se, no entanto, o conceito de linha de corrente (LC) como sendo a linha tal que o vetor velocidade é tangente em todos os pontos da linha de corrente. (FOX; MCDONALD; PRITCHARD, 2006).

A Ampliação Euleriana de Vídeo é inspirada nessa perspectiva euleriana, em que as propriedades de um fluido, como pressão e velocidade, envolvem todo o período. A abordagem dessa técnica para a ampliação

do movimento é obtida por meio da exagerada amplificação das mudanças de cores, no tempo, em pontos fixos. Esse método combina processamento espacial e temporal para enfatizar mudanças sutis, tornando-as perceptíveis, assim sendo possível visualizar o fluxo sanguíneo que preenche a face humana (WU *et al.*, 2012; RUBINSTEIN, 2004).

3.4 FOTOPLETISMOGRAFIA

A frequência cardíaca foi estimada tendo por base, o princípio de fotopletismografia (MARTINS, 2010).

A pletismografia fotoelétrica, também conhecida como fotopletismografia, é um método não invasivo para detecção do pulso cardíaco utilizando um detector fotoelétrico (MOYLE, 2002). Tal técnica pode ser usada para medir alterações na absorção óptica, devido à variação do volume de sangue no tecido analisado. O traçado da onda fotopletismográfica retrata as mudanças na atenuação que a energia luminosa sofre em seu caminho, quando transmitida ou refletida nos tecidos e na corrente sanguínea.

Essas variações na intensidade da luz recebida pelo fotodetector dependem principalmente dos seguintes fatores (MOYLE, 2002):

- Variações no fluxo total de sangue (venoso + arterial), sob o fotodetector;
- Orientação dos eritrócitos;
- Concentração dos eritrócitos;
- Velocidade do sangue no local;
- Distância entre a fonte de luz e o detector.

Sensores de fotopletismografia iluminam tecidos com vários comprimentos de onda de luz e recolhem o restante da luz após percorrer todo o tecido. Esses sensores podem ser categorizados quanto à forma da sonda e quanto à localização da coleta da luz.

A primeira categorização refere-se à transmissão e utiliza um fotodetector e uma fonte de luz em lados

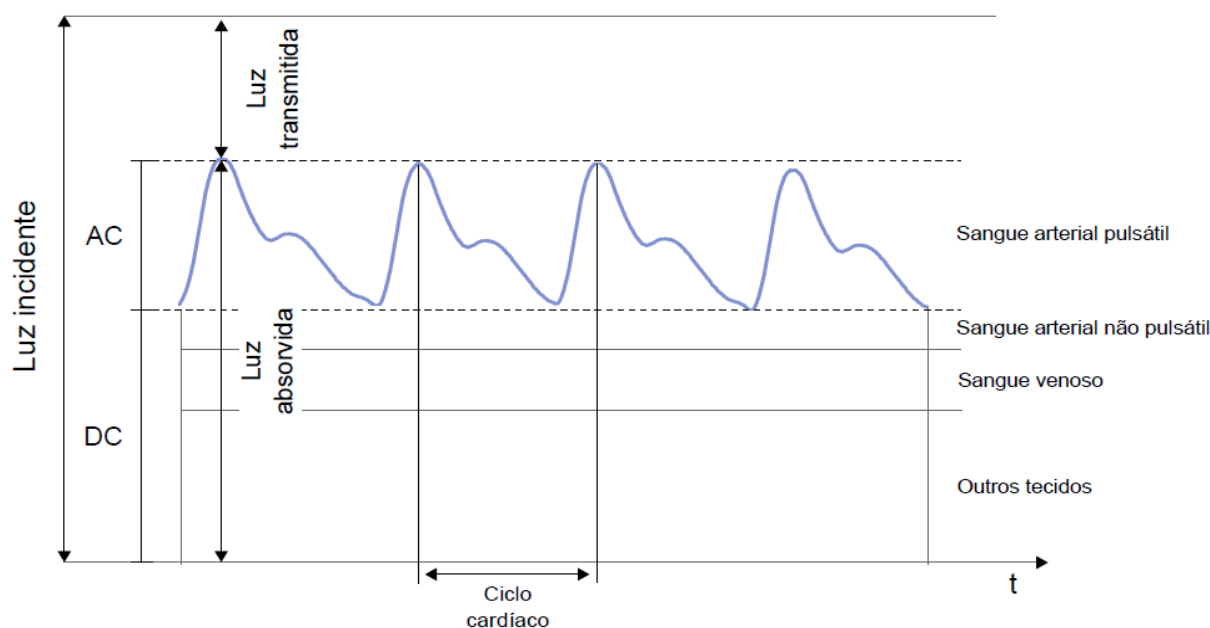


Figura 1 - Processo de fotopleletismograma
Fonte – MARTINS, 2010

opostos do tecido para medir a intensidade da luz óptica após se ter propagado através do tecido.

A segunda abordagem é a refletância, isto é, a fonte de luz e o detector fotoelétrico são colocados sobre a mesma superfície do tecido para medir a refletância difusa de luz. O fluxo de sangue pulsátil provoca alterações no volume sanguíneo do tecido e isto leva à variação de absorção óptica que modula a intensidade da luz captada (AKL *et al.*, 2014). A Figura 2 ilustra a variação da absorção de luz que ocorre ao longo do ciclo cardíaco.

Os ossos, a pele e os tecidos, a par do sangue venoso e do sangue arterial não pulsátil, são os principais responsáveis pela absorção contínua de luz - componente contínua (DC) representada na Figura 2. A variação do sinal óptico (componente alterna - AC) recebido pelo sensor é, essencialmente, consequência da variação do caminho óptico devido às alterações de fluxo sanguíneo e à orientação espacial dos glóbulos vermelhos durante o ciclo cardíaco (AKL *et al.*, 2014; VANDERLEI *et al.*, 2009).

Segundo Martins (2010), o ciclo cardíaco é composto por duas fases principais: a diástole e a sístole. Na

diástole, ou fase de relaxamento, o sangue flui para as aurículas, provocando uma diminuição da pressão nos vasos sanguíneos. Na sístole, ou fase de contração, o sangue é bombeado dos ventrículos e distribuído por todo o corpo, provocando um aumento de pressão nos vasos sanguíneos. A medição da variação da pressão em função da fase do ciclo cardíaco permite assim estimar a frequência cardíaca.

4 ABORDAGEM PROPOSTA

Esta seção apresenta a abordagem proposta neste trabalho para detecção da frequência cardíaca de pessoas em tempo real por meio da análise de variações temporais em vídeos. Tal abordagem foi dividida em 4 etapas e é descrita a seguir.

Primeiramente é realizada a aquisição do quadro de um vídeo por meio de uma webcam. Para o quadro recuperado, ele é convertido em escala de cinza e, em seguida, aplica-se a equalização de histograma para ser realizada a detecção facial por meio do algoritmo de Viola e Jones (2004). A face detectada no quadro é

combinada com os quadros capturados previamente, a fim de acompanhar múltiplas faces.

Para a face detectada no quadro atual, é extraída a região da testa por meio do processo de ROI, submetendo-a aos seguintes passos:

- Aplica-se o método de Ampliação Euleriana para ampliar o retângulo da área extraída;
- Verifica-se se o sinal extraído é muito granuloso. Se o for, o sinal é marcado como inválido e descartado;
- Se o sinal não estiver muito granuloso, são removidas as suas tendências sem distorcer a sua magnitude e, posteriormente, normalizado para facilitar futuras operações. Para a remoção utiliza-se o método de *Detrended*, que elimina pequenas variações e flutuações, obtendo-se uma linha isométrica mais estável do sinal;
- O sinal, então, é validado como sendo um sinal da

frequência cardíaca, detectando os picos de forma a verificar a sua forma e tempo;

- Por fim, realiza-se a estimativa da frequência cardíaca pela identificação da frequência com a maior potência espectral.

Essa estimativa é computada usando a Transformada de *Fourier*, que é uma transformação matemática capaz de converter uma função de tempo, $f(t)$, numa nova função representando o domínio da frequência da função original.

Para calcular a potência espectral, o resultado da função Transformada de Fourier é multiplicado por si próprio. Como os valores são capturados de um vídeo (sequência de imagens), a função de tempo é discreta, com uma taxa de frequência igual à taxa de frequência do vídeo (em FPS).

O índice i corresponde ao máximo da potência espectral que pode ser convertido para um valor

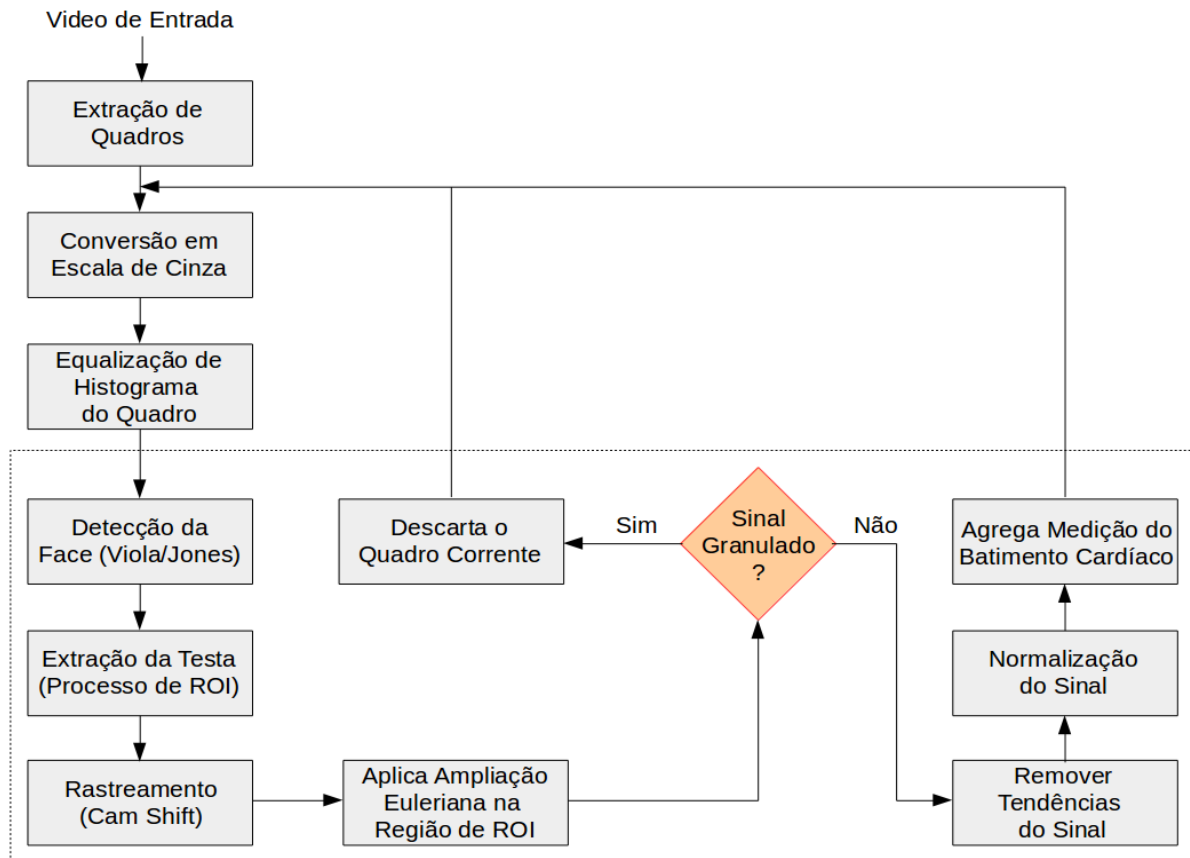


Figura 2 - Visão geral do funcionamento da aplicação proposta
Fonte - Próprio autor

referente à frequência f do sinal, conforme representado pela Eq. 2.

$$f = \frac{i * FPS}{2N} \quad (2)$$

Em que: f é a frequência do sinal e N é o número de valores do sinal extraído. A frequência (f) é multiplicada por 60 para estimativa do batimento cardíaco (CHAMBINO, 2013). A Figura 3 ilustra uma visão geral da abordagem proposta neste trabalho, cujos módulos desenvolvidos são descritos nas próximas subseções.

4.1 MÓDULO DE RASTREAMENTO FACIAL

Os algoritmos para conversão do espaço de cores dos quadros e a devida equalização dos respectivos histogramas foram aplicados a fim de fornecer os recursos necessários para a detecção das faces dos indivíduos atuantes nos vídeos.

Ao ser detectada a face, é aplicado o processo de ROI para extração da região da testa. Essa extração tem a finalidade de evitar buscas em regiões da imagem que não possuem informação relevante, otimizando o processamento da área extraída.

Após a extração da região de interesse, inicia-se a

tarefa de rastreamento dessa área aplicando-se o algoritmo *CamShift*. Para essa tarefa, o *CamShift* utiliza um histograma unidimensional consubstanciado em canais quantizados do espaço de cores HSV, que nada mais é do que um modelo de cores baseado em três canais: a matiz (*hue*), que representa a cor; a saturação (*saturation*), que representa o quão concentrada a cor se encontra; e o valor (*value*), que representa o brilho da cor.

4.2 MÓDULO DE AMPLIAÇÃO EULERIANA

A cada área de interesse rastreada pelo *CamShift*, aplica-se a técnica de Ampliação Euleriana. Essa técnica é inspirada na perspectiva euleriana, em que as propriedades de um fluido, como pressão e velocidade, envolvem todo o período. A abordagem dessa técnica para a ampliação do movimento é obtida por meio da exagerada amplificação das mudanças de cores, no tempo, em pontos fixos. Esse método combina processamento espacial e temporal para enfatizar mudanças sutis, tornando tais mudanças perceptíveis (WU *et al.*, 2012).

O vídeo é decomposto em diferentes frequências espaciais. Isso porque eles podem exibir diferentes relações sinal/ruído, podendo assim serem ampliados

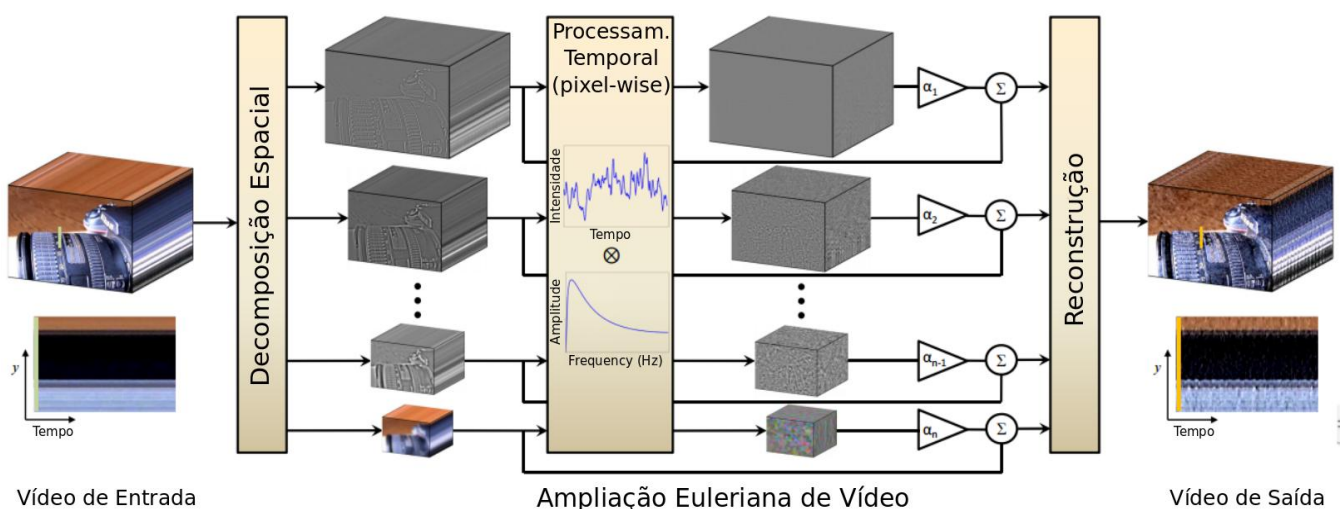


Figura 3 - Visão geral do funcionamento da técnica de Ampliação Euleriana de Vídeo
Fonte – WU *et al.*, 2012

de forma diferente. No geral, a pirâmide completa de Laplace é gerada. Então, o processamento temporal é realizado em cada banda de frequência. Depois disso, o sinal extraído é amplificado por um fator definido pelo usuário. E finalmente, ao sinal amplificado é adicionada a imagem original para obter a saída final.

A Figura 4 esquematiza o funcionamento da Ampliação Euleriana por meio da decomposição, convolução e reconstrução de sinais no domínio da frequência. Para cada conjunto de frames, esse método verifica a existência de mudanças pixel a pixel no processo de convolução utilizando-se máscaras cada vez maiores à medida que o fator de ampliação é incrementado. Cada sinal tem sua amplitude e intensidade medidas e ocorre a convolução desses dois sinais. Por fim, todos os sinais são agrupados e reconstruídos no frame final, evidenciando os movimentos sutis que antes não eram percebidos a olho nu na exibição dos vídeos.

4.3 FOTOPLETISMOGRAFIA EM FRAMES

Sobre as faces detectadas e as respectivas regiões de interesse ampliadas sob a perspectiva euleriana, realizou-se a estimativa da medição de batimentos cardíacos considerando os frames que continham sinal pouco granuloso.

Essa estimativa no presente trabalho utiliza os conceitos de fotopletismografia a fim de avaliar o fluxo sanguíneo na face previamente detectada e mensurar a frequência cardíaca. Segundo Wu *et al*; 2012, o canal verde na banda RGB da imagem apresenta um sinal cardíaco mais forte quando comparado com os canais de vermelho e azul. Isto é uma forte evidência de que o sinal se deve a variações no volume de sangue, a oxi-hemoglobina, que absorve mais a luz verde que a vermelha e a azul.

5 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

A abordagem proposta foi implementada utilizando C++ em conjunto com a biblioteca OpenCV. Para ser capaz de verificar a eficiência do presente trabalho, foram realizados alguns experimentos que são descritos a seguir. Primeiramente, foi realizada uma verificação quanto à detecção facial em conjunto com a extração da região de interesse. Quando uma face é detectada e extraída sua região de interesse, um retângulo é desenhado na imagem a fim de acompanhar múltiplas faces e facilitar possíveis depurações (Figura 5).

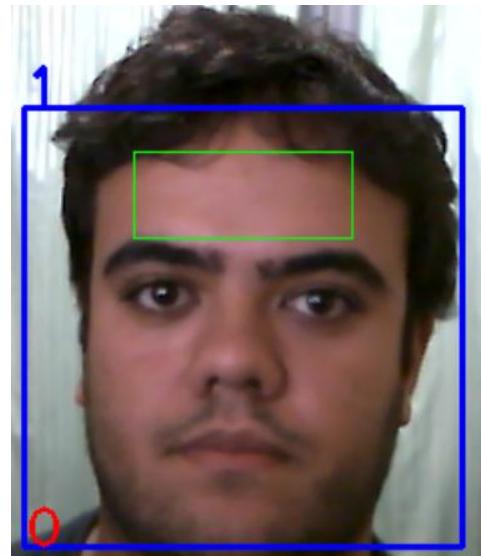


Figura 5 - Área da face é demarcada de azul e a região de interesse é demarcada em verde
Fonte - Próprio autor

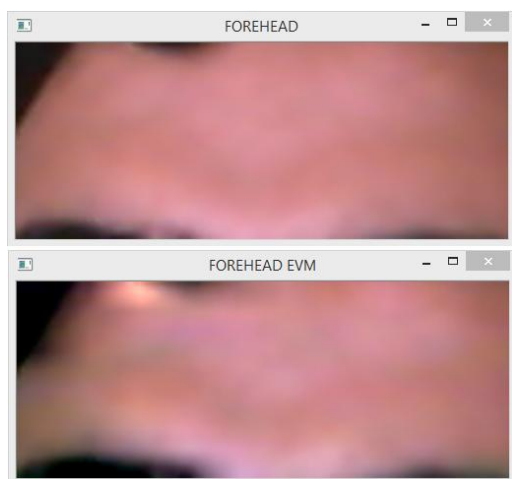


Figura 6 - Antes e depois da aplicação da Ampliação Euleriana
Fonte - Próprio autor

Depois de extraída a região de interesse, é aplicado a essa área o método de Ampliação Euleriana. O fator de ampliação do sinal utilizado no experimento foi 100. A Figura 6 apresenta o resultado comparativo da imagem da área extraída antes e depois da aplicação do método, respectivamente.

Por fim, verificou-se o registro do batimento cardíaco. A Figura 7 ilustra o valor registrado pelo algoritmo proposto neste trabalho.

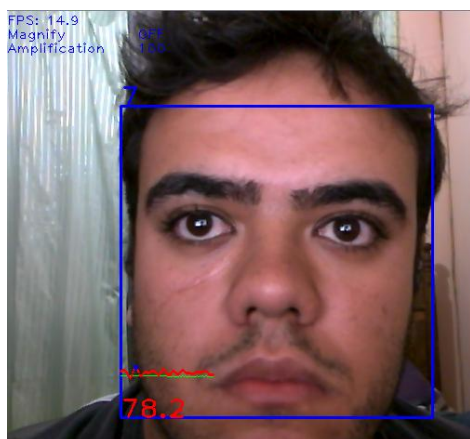


Figura 7 - Registro do batimento cardíaco por meio do sistema desenvolvido
Fonte - Próprio autor

Para avaliar o resultado do sistema proposto, foram realizadas 20 medições de batimentos cardíacos em 4 indivíduos em momentos diversos e aleatórios ao longo do dia, utilizando-se o dispositivo Blood

Pressure Monitor da empresa WrisTech (WRISTECH, 2015), como ilustrado na Figura 8.



Figura 8 - Mosaico com medições dos batimentos cardíacos
Fonte - Próprio autor

A Tabela 1 apresenta os valores de 20 medições aleatórias de batimentos cardíacos realizadas nos experimentos conduzidos em ambiente com iluminação controlada, submetendo os usuários às medições pelo sistema em horários e situações de fadiga ou repouso a fim de garantir a normalidade e aleatoriedade dos dados referentes às medições realizadas de forma pareada pelo equipamento Blood Pressure Monitor e pelo sistema proposto.

Tabela 1
Amostras Pareadas para as Medições

Medição	Blood Pressure Monitor	Sistema Proposto	Diferença
1	63.0	60.6	+02.4
2	79.0	73.7	+05.3
3	80.0	78.5	+01.5
4	72.0	70.2	+01.8
5	70.0	69.5	+00.5
6	80.0	79.0	+01.0

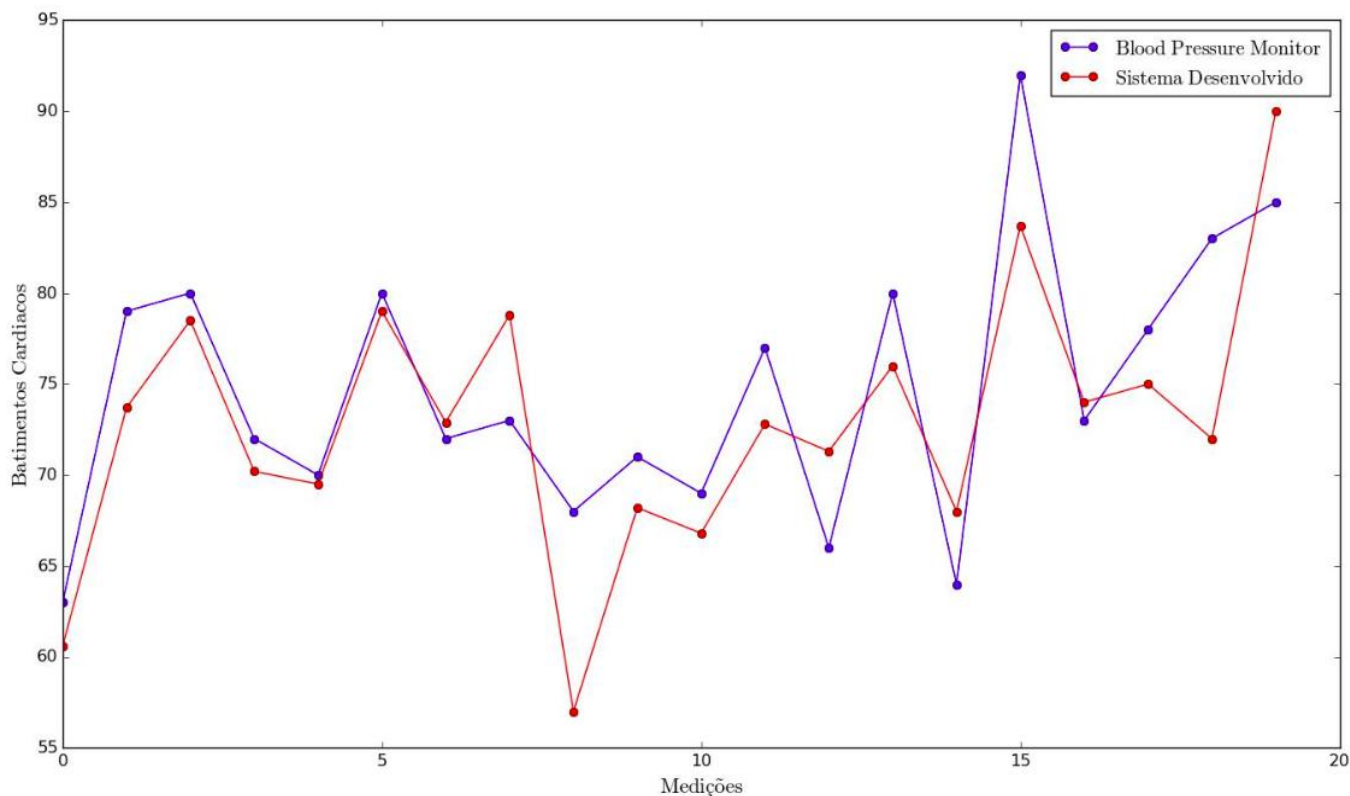


Figura 9 - Gráfico de medição dos batimentos cardíacos para cada indivíduo nas respectivas abordagens
Fonte - Próprio autor

7	72.0	72.9	-00.9
8	73.0	78.8	-05.8
9	68.0	57.0	+11.0
10	71.0	68.2	+02.8
11	69.0	66.8	+02.2
12	77.0	72.8	+04.2
13	66.0	71.3	-05.3
14	80.0	76.0	+04.0
15	64.0	68.0	-04.0
16	92.0	83.7	+08.3
17	73.0	74.0	-01.0
18	78.0	75.0	+03.0
19	83.0	72.0	+11.0
20	85.0	90.0	-05.0

Fonte - Próprio autor

A Figura 9 apresenta graficamente os valores das medições apresentadas pela Tabela 1 com o intuito de ilustrar a dispersão dos valores de forma pareada.

Sobre as medições anotadas para os batimentos cardíacos dos usuários, aplicou-se o teste de hipótese pareado para amostras pareadas (*t-test* pareado), considerando a taxa de erro para medição de pulso de 5%, para mais ou para menos, do dispositivo Blood Pressure Monitor (WRISTECH, 2015).

Com os dados pareados, usou-se a seguinte notação:

$$x_{1i} = \text{Medição 1 do par } i \text{ (Monitor);}$$

$$x_{2i} = \text{Medição 2 do par } i \text{ (Sistema).}$$

Escrevendo-se, as diferenças de cada par como:

$$d_i = x_{1i} - x_{2i}$$

Tendo-se a amostra de diferenças d_i , conforme a última coluna da Tabela 1, foram usados os métodos

para uma única amostra, em especial, para testar a hipótese nula de que a diferença média é igual a zero ou não. A diferença média (\bar{d}) e o desvio padrão (s) são 1,85 e 4,83, respectivamente. Então o erro padrão (SE) é $4,83/\sqrt{20} = 1,08$.

Com isso, calculou-se o *t-test* da seguinte forma:

$$t = \frac{\bar{d} - 0}{SE(\bar{d})} = \frac{1,85 - 0}{1,08} = 1,713$$

Observando-se o valor absoluto da estatística de teste (1,713) na tabela referente à distribuição t-Student, usando a linha com $n - 1 = 19$ graus de liberdade, tem-se que o p-valor é maior que 0,05 (porque o valor 1,7130 é maior que o valor tabelado 2,093). Dessa forma, pode-se inferir que as duas amostras possuem médias iguais, ou seja, não existem evidências estatísticas de que as médias de 72.90 e de 74.75 bpm (batimentos por minuto) das amostras referentes às 20 medições dos batimentos cardíacos do Blood Pressure Monitor e do sistema proposto, respectivamente, sejam diferentes sob 95% de confiança, assim evidenciando que o sistema desenvolvido, em média, alcança as mesmas medições do dispositivo digital médico utilizado.

6 CONCLUSÃO

A utilização de métodos computacionais voltados para a área de saúde cresce a cada dia. Hoje, são inúmeras as possibilidades, os recursos e os benefícios que a computação traz para essa área. Este trabalho contribui ao propor uma aplicação não intrusiva e sem contato para mensuração da

frequência cardíaca. Tal frequência é aferida sem qualquer conhecimento anterior de sinais de ECG ou qualquer outro dispositivo.

Apesar da indisponibilidade de um dispositivo mais preciso para validar a aplicação como é feito em desenvolvimento de oxímetros comerciais, o sistema foi validado com dados de referência de batimento cardíaco do dispositivo *Blood Pressure Monitor*. O erro padrão, baseando-se na diferença média em relação aos registros do dispositivo, ficou em 1,08 bmp.

Com a pequena taxa de erro aliada aos resultados obtidos nos testes de hipótese, a aplicação desenvolvida se apresenta como uma alternativa mais prática e de simples utilização para determinação do batimento cardíaco, sendo um método muito promissor para medições em repouso e para pesquisas interdisciplinares entre as áreas da saúde e de visão computacional.

Para trabalhos futuros, propõe-se uma melhoria na precisão do algoritmo de mensuração da frequência cardíaca, implementando-se a Análise de Componentes Principais (PCA) e possibilidade do monitoramento de outros sinais vitais, como a taxa de saturação de oxigênio no sangue. Outro fator a ser discutido, é a abordagem da extração da região da testa que, apesar de promissora, pode se tornar um problema se as partes estiverem cobertas por pelos.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq (processos 468042/2014-8 e 313163/2014-6), a FAPEMIG (processo APQ-01180-10), ao CEFET-MG (processo PROPESQ-023-076/09) e a CAPES.

REFERÊNCIAS

- AKL, T. J. *et al.* **Quantifying tissue mechanical properties using photoplethysmography.** *Biomedical Optics Express*, v. 5, n. 7, p. 2362-2375.
- ALLEN, G. J.; XU, D. Y. R.; JIN, S. J. **Object tracking using CamShift algorithm and multiple quantized feature spaces.** In *VIP '05: Proceedings of the Pan-Sydney area workshop on Visual information processing*, p. 3-7, Darlinghurst, Australia, Australia, 2004. Australian Computer Society, Inc.
- CHAMBINO, B. P. **Android-Based Implementation Of Eulerian Video Magnification For Vital Signs Monitoring.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Informática e Computação). Universidade do Porto. Porto, 2013. 53 p.
- FOX, W; MCDONALD, A. T.; PRITCHARD, P. J. **Introdução à Mecânica dos Fluidos.** 6.^a ed. Rio de Janeiro. LTC Editora. 2006. 793 p. ISBN 978-85-216-1468-5.
- GONZALEZ, R. C; WOODS, R. E. **Digital Image Processing.** 3.^a ed. Northridge. Pearson Prentice Hall, 2007. ISBN 978-0131687288.
- GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Fisiologia Humana e Mecanismos das doenças.** 6.^a ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1998. 640 p. ISBN 8527704420.
- LEÃO, L. P. S. P.; MARQUES, T. P.; MATOS, L. N. Sistema atencional para detecção e rastreamento de faces. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, Passo Fundo, v. 3, n. 1, p. 53-63, Mar. 2011. ISSN 2176-6649.
- LU, J.; HU, H.; BAI, Y.. Generalized radial basis function neural network based on an improved dynamic particle swarm optimization and AdaBoost algorithm. *Neurocomputing*, v. 152, 2015, p. 305-315.
- MAGALHAES, F. J. *et al.* Fatores de risco para doenças cardiovasculares em profissionais de enfermagem: estratégias de promoção da saúde. *Rev bras enferm*, Brasília, v. 67, n. 3, p. 394-400, Jun 2014. ISSN 0034-7167.
- MARCOMINI, R. S. **Associação entre o Potencial Evocado Auditivo de Longa Latência e os Índices Lineares da Variabilidade da Frequência Cardíaca em Repouso.** Dissertação (Mestrado em Fonoaudiologia). Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, 2015. 71 p.
- MARTINS, R. M. S. **Desenvolvimento de um sensor de fotoplethysmografia para monitorização cardíaca para aplicação no pulso.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica). Universidade de Coimbra. Coimbra, 2010. 90 p.
- MOYLE, J. T. B. **Pulse Oximetry.** 2.^a ed. London UK: BMJ, 2002. 174 p. ISBN 0-7279-1740-4.
- POTTER, P. A; PERRY, A. G. **Fundamentos de Enfermagem.** 8. ^a ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. 1424 p. ISBN 9788535261530.
- RUBINSTEIN, M. **Analysis and Visualization of Temporal Variations in Video.** Thesis (PhD in Electrical Engineering and Computer Science). Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, 2004. 118 p.
- VANDERLEI, L. C. M. *et al.* Noções básicas de variabilidade da frequência cardíaca e sua aplicabilidade clínica. *Rev Bras Cir Cardiovasc*, São José do Rio Preto, v. 24, n. 2, 205 – 2017, Jun 2009. ISSN 0102-7638.
- VIOLA, P.; JONES, M. Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, May 2004. v. 57, n. 2, 137 – 157.
- WU, H. *et al.* **Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World.** *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. Proceedings of ACM SIGGRAPH, v. 31, n. 4, 2012.
- WRISTECH. **Manual Técnico de Especificações: Blood Pressure Monitor (Modelo ZSBP-002).** Padrão CE 0120, ISO 13485:2003. 2015.