



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

LUCAS DE LIMA BASTOS

**SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DUPLO (SID) DE
USUÁRIOS ATRAVÉS DOS BIOSINAIS
FOTOPLETISMOGRAMA E
ELETROCARDIOGRAMA**

BELÉM-PA

Junho / 2020

LUCAS DE LIMA BASTOS

**SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DUPLO (SID) DE
USUÁRIOS ATRAVÉS DOS BIOSINAIS
FOTOPLETISMOGRAMA E ELETROCARDIOGRAMA**

Dissertação submetida à banca julgadora na
Universidade Federal do Pará como parte dos
requisitos para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Elétrica - Área de Concen-
tração: Computação Aplicada.

Orientador: Eduardo Coelho Cerqueira

Co-Orientador: Denis Lima do Rosário

BELÉM-PA

Junho / 2020

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

D278s DE LIMA BASTOS, LUCAS
Sistema de Identificação Duplo (SID) de usuários através dos
biosinais Fotopletismograma e Eletrocardiograma / LUCAS DE
LIMA BASTOS. — 2020.
XVI, 41 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Eduardo Coelho Cerqueira
Coorientador(a): Prof. Dr. Denis Lima do Rosário
Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Instituto de Tecnologia, Universidade Federal
do Pará, Belém, 2020.

1. saúde digital. 2. dispositivos vestíveis. 3.
fotopletismograma. 4. eletrocardiograma. I. Título.

CDD 003.1

LUCAS DE LIMA BASTOS

**SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DUPLO (SID) DE
USUÁRIOS ATRAVÉS DOS BIOSINAIS
FOTOPLETISMOGRAMA E
ELETROCARDIOGRAMA**

Dissertação submetida à banca julgadora na
Universidade Federal do Pará como parte dos
requisitos para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Elétrica - Área de Concen-
tração: Computação Aplicada.

Aprovada em: --/--/----

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Eduardo Coelho Cerqueira
Universidade Federal do Pará
Orientador

Prof. Dr. Denis Lima do Rosário
Universidade Federal do Pará
Co-orientador

Profa. Dra. Adriana Rosa Garcez Castro
Universidade Federal do Pará
(Membro Interno)

Pesq. Dra. Thaís Lira Tavares dos Santos
Universidade Federal do Pará
(Membro Externo)

LUCAS DE LIMA BASTOS

**SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DUPLO (SID) DE
USUÁRIOS ATRAVÉS DOS BIOSINAIS
FOTOPLETISMOGRAMA E
ELETROCARDIOGRAMA**

Dissertação submetida à banca julgadora na
Universidade Federal do Pará como parte dos
requisitos para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Elétrica - Área de Concentração:
Computação Aplicada.

Aprovada em: 28/05/2020

BANCA EXAMINADORA

Eduardo Coelho Cerqueira

Prof. Dr. Eduardo Coelho Cerqueira
Universidade Federal do Pará
Orientador

Denis Lima do Rosário

Prof. Dr. Denis Lima do Rosário
Universidade Federal do Pará
Coorientador

Adriana Rosa Garcez Bastos

Profa. Dra. Adriana Rosa Garcez Castro
Universidade Federal do Pará
(Membro Interno)

Thaís Lira Tavares dos Santos

Pesq. Dra. Thaís Lira Tavares dos Santos
Universidade Federal do Pará
(Membro Externo)

Dedicado aos meus pais e amigos que me deram força e me encorajaram nesta caminhada.

Agradecimentos

Agradeço com muito apreço o papel do Prof. Dr. Eduardo Cerqueira como meu orientador e do Prof. Dr. Denis Rosário como meu co-orientador. Agradeço também ao Prof. Dr. Aldri Santos pelas suas valiosas contribuições e ensinamentos durante o processo de pesquisa de dissertação de mestrado.

Agradeço aos colegas de pesquisa do GERCOM (UFPA) e NR2 (UFPr) e ao HealthSense Project por todo o apoio. Agradeço aqueles que me apoiaram, me ajudaram e me deram sugestões úteis para eu montar as peças do meu processo de aprendizagem.

Por último, mas não menos importante, aprecio as orientações dadas por outros supervisores na apresentação do projeto, as quais melhoraram minhas habilidades de acadêmicas graças aos seus comentários e conselhos.

Resumo

Resumo da Dissertação apresentada à UFPA como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre Engenharia Elétrica no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Sistema de Identificação Duplo (SID) de usuários através dos biosinais Fotopletismograma e Eletrocardiograma

Orientador: Eduardo Coelho Cerqueira

Coorientador: Denis Lima do Rosário

Palavras-chave: saúde digital; dispositivos vestíveis; fotopletismograma; eletrocardiograma.

Com o crescimento da área em saúde digital, os dispositivos vestíveis destacaram-se devido à sua praticidade e conforto na detecção dos dados pessoais de seus usuários. Em geral, esses dispositivos possuem uma variedade de sensores que capturam informações do ambiente e do usuário, batimentos cardíacos, quantidade de passos, oxigenação na corrente sanguínea e fotopletismograma e eletrocardiograma. Normalmente, a captura de sinais através de sensores apresentam problemas que podem prejudicar a análise do sinal tais como ruídos, falsas ondas eletromagnéticas e movimentos inesperados do usuário. A partir disso, a filtragem dos sinais se torna um passo indispensável no processo de retirada desses ruídos. Os sensores possuem a capacidade de capturar esses sinais e através de etapas posteriores, filtragem, classificação, pode-se chegar na identificação de usuários. Existem métodos tradicionais de reconhecimento de pessoas, como íris, face ou impressões digitais. Hoje, os biosinais já são capazes de serem usados para autenticação, passando por diversas etapas para alcançar esse objetivo. Etapas como: captura, filtragem, extração de características, classificação e correlação são os principais equipamentos utilizados por esses biosinais mas ainda dependem de dispositivos móveis. Existem muitos biosinais para serem utilizados na autenticação de pessoas, mas nem todos são realmente eficazes, a escolha se deve ao fato da forma do gráfico do sinal gerado, a qualidade na captura dos sinais e a sua capacidade de extração de características únicas e classificação. Com esses

aspectos apontados, esta dissertação de mestrado tem como objetivo apresentar um Sistema de Identificação Duplo (SID) de usuários através dos biosinais Fotopletismograma e Eletrocardiograma. Com isso, um método de parametrizar a filtragem e extrair picos e um segundo método de autenticação dupla através dos biosinais *PPG* e *ECG*. Os resultados indicaram correlação de 80% entre todo o sinal bruto e sinal filtrado até a extração de picos e obteve uma acurácia de 94,1% para o sinal PPG sem o cálculo de erros e 99,98% com o cálculo da taxa de erros, sinal ECG atingiu 88,79% de acurácia, para um total de 2809 inferências para cada sinal para identificação de usuários de dispositivos vestíveis.

Abstract

Abstract of the master thesis presented to the jury as a partial fulfillment of the requirements for the Master's degree in the Postgraduate Program of Electrical Engineer.

Sistema de Identificação Duplo (SID) de usuários através dos biosinais Fotopletismograma e Eletrocardiograma

Advisor: Eduardo Coelho Cerqueira

Co-advisor: Denis Lima do Rosário

Key words: E-health; wearable; ECG; PPG.

With the growth of the area in digital health, wearable devices stood out due to their practicality and comfort in detecting the personal data of their users. In general, these devices have a variety of sensors that capture information about the environment and user, heartbeat, amount of steps, oxygenation in the bloodstream, and photoplethysmogram, and electrocardiogram. Typically, capturing signals through sensors presents problems that impair signal analysis such as noise, false electromagnetic waves, and unexpected user movements. From this, signal filtering becomes an indispensable step in the process of removing these noises. The sensors can capture these signals, and through later steps, filtering, classification, one can reach in the identification of users. There are traditional methods of recognizing people, such as iris, face, or fingerprints. Today, biosignals are already able to be used for authentication, going through several steps to achieve this goal. Steps such as capture, filtering, extraction of characteristics, classification, and correlation are the main equipment used by these biosignals but still depend on mobile devices. There are many biosignals to be used in the authentication of people. Still, not all are effective; the choice is due to the fact of the shape of the graph of the generated signal, the quality in the capture of signals, and their ability to extract unique characteristics and classification. With these aspects pointed out, this master's thesis aims to present a Double Identification System of wearable device users through the signs of Photoplethysmogram and Electrocardiogram. With this, a method of parameterizing filtering

and extracting peaks and the second method of double authentication through the bio-signals *PPG* and *ECG*. The results indicated a correlation of 80% between the entire raw signal and filtered signal until peak extraction. They obtained an accuracy of 94.1% for the PPG signal without the calculation of errors and 99.98% with the calculation of the error rate, ECG signal reached 88.79% accuracy, for a total of 2809 inferences for each signal for identification of wearable device users.

Lista de Figuras

Figura 1	Um típico sistema de autenticação através de Biosinais	3
Figura 2	Tipos de biometrias utilizados em sistemas de identificação de pessoas	7
Figura 3	Esquema para extração de características de sinais vitais (Adaptado de Karimian, et al [1])	8
Figura 4	Pontos fiduciais do sinal PPG	9
Figura 5	Etapas de funcionamento do coração e forma de onda captada pelo ECG	10
Figura 6	Pontos fiduciais do sinal ECG	11
Figura 7	Método de Seleção de Parâmetros de Filtragem e Extração de Picos em Sinais PPG e ECG	20
Figura 8	Sinais Brutos e Filtrados: (a) ECG(BIDMC), (b)ECG(CapnoBase), (c)PPG(BIDMC) e (d)PPG(CapnoBase)	22
Figura 9	Filtragem, extração e correlação: (a)ECG(BIDMC) e (b)ECG(CapnoBase).	23
Figura 10	Modelo de Autenticação de Usuários	25

Figura 11	(a) Ondas Normalizadas x (b) Média dos Batimentos	27
Figura 12	(a) Correlação da Média x (b) Modelo do Usuário	27
Figura 13	Ondas Brutas e Filtradas: (a) PPG e (b) ECG	29
Figura 14	Picos Detectados	30
Figura 15	Ondas Normalizadas	30
Figura 16	Média das Ondas Normalizadas	30
Figura 17	Correlação das Médias das Ondas	31
Figura 18	Limiar de Ident. do Usuário	31
Figura 19	Identificação do Usuário	31
Figura 20	Taxa de Erros para Sinal PPG	31
Figura 21	Mapa de Autenticação a partir dos Sinais PPG e ECG	32

Lista de Tabelas

Tabela 1	Filtros e Parâmetros para Sinais PPG e ECG.	13
Tabela 2	Base de Dados BIDMC	32

Lista de Siglas

AMNS	Aprendizado de Máquina não Supervisionado
AMN	Aprendizado de Máquina Supervisionado
DFT	Transformada Discreta de Fourier
ECG	Eletrocardiograma
EER	Taxa de Erro Igual
FD	Foto-Diodo
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
GSR	Resposta da Pele Galvânica
MLP	Multilayer Perceptron
MODWT	Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform
MPA	Armazenamento do Template do Usuário
MPT	Quantidade Máxima de Picos
PPG	Fotopletismograma
RM	Modulação Respiratória
RQIs	Índice de Qualidade Respiratória
RR	Taxa Respiratória
SQ	Qualidade de Sinal
TA	Tempo de Aquisição
TDW	Transformada Discreta de Wavelet
TE	Taxa de Erros
TF	Tempo de Fases
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo
VRF	Valor de Referência Final

Lista de Símbolos

jth	Nível da Onda na Transformada Discreta de Fourier
H_k	Comprimento da Transformada Discreta de Fourier
G_k	Altura da Transformada Discreta de Fourier
j	Nível do Filtro
N	Tamanho da Amostra
R	Valor Final da Correlação
x	Dados do Primeiro Sinal de Correlação
y	Dados do Segundo Sinal de Correlação
n e m	Dimensões da matriz de Correlação

Sumário

1	Introdução	p. 1
1.1	Visão Geral	p. 1
1.2	Motivação e Desafios	p. 2
1.3	Objetivos	p. 4
1.4	Organização do Texto	p. 4
2	Referencial Teórico	p. 6
2.1	Aspectos Gerais dos Sinais Vitais	p. 6
2.2	Características dos Sinais PPG	p. 8
2.3	Características dos Sinais ECG	p. 9
2.4	Filtros para Sinais PPG e ECG	p. 11
2.5	Considerações Finais do Capítulo	p. 13
3	Trabalhos Relacionados	p. 14
3.1	Filtragem de Sinais PPG e ECG	p. 14
3.2	Autenticação através de Sinais PPG e ECG	p. 15
3.3	Sinais PPG e ECG e/com outras Características individuais de Usuários ...	p. 17
3.4	Considerações Finais do Capítulo	p. 18
4	Método de Seleção de Parâmetros de Filtragem e Extração de Picos em Sinais PPG e ECG	p. 19

4.1	Metodologia	p. 19
4.1.1	Tratamento dos Sinais PPG e ECG	p. 20
4.1.2	Extração de Picos.....	p. 20
4.1.3	Correlação	p. 21
4.2	Bases de Dados	p. 21
4.3	Resultados.....	p. 22
4.4	Considerações Finais do Capítulo	p. 23
5	SID através de Sinais PPG e ECG.....	p. 24
5.1	Metodologia	p. 24
5.1.1	Armazenamento de Modelo de Usuário	p. 25
5.1.1.1	Picos de sinal filtrados e segmentação de sinal.....	p. 25
5.1.1.2	Batimentos Normalizados	p. 26
5.1.1.3	Correlação entre Batimentos e Média	p. 26
5.1.1.4	Criação do Modelo	p. 26
5.1.2	Teste do Usuário	p. 27
5.1.3	Correlação do Usuário	p. 28
5.1.4	Taxa de Erros	p. 28
5.2	Avaliação.....	p. 28
5.2.1	Resultados	p. 29
5.3	Considerações Finais do Capítulo	p. 32
6	Conclusão	p. 34
6.1	Trabalhos Futuros	p. 35
6.2	Produção Acadêmica.....	p. 35
6.3	Outras Produções	p. 35
	Referências Bibliográficas.....	p. 35

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1 Visão Geral

Evidências mostram que a biometria já vem sendo utilizada desde o mundo antigo por diversas sociedades. Na Babilônia em 1900 A.C. [2], as impressões digitais eram utilizadas para validar contratos. Porém, foram os chineses que aproveitaram melhor o potencial da biometria, ao utilizar as impressões digitais para uma variedade de funcionalidades, tais como o registro da população, vestígios em cenas de crimes, documentos para casamento, divórcio, registros do exército, entre outros. Nessa época, o reconhecimento através de impressões digitais não era automático, pois era um trabalho complicado. Além dessas dificuldades, a quantidade de registros ainda era pequena [3].

A primeira publicação científica sobre o reconhecimento automático biométrico foi realizada por Mitchell Trauring na revista científica *Nature* em 1963 sobre a correspondência entre impressões digitais [4]. O desenvolvimento de sistemas automatizados baseados em outros traços como voz [5], face [6] e assinatura [7] também começaram por volta dos anos 60. Somente depois surgiram os sistemas baseados em geometria da mão e íris, assim, a biometria vem evoluindo nos últimos 60 anos.

Atualmente, com os avanços na área de saúde digital, o uso de dispositivos vestíveis inteligentes aumentou consideravelmente (particularmente relógios e pulseiras inteligentes). Estes dispositivos são capazes de capturar sinais biométricos (biosinais) de seus usuários que podem ser utilizados para atender a novos requisitos de identificação do usuário, em diversos sistemas [8], pois assim, os dispositivos podem coletar e processar os biosinais para extrair características únicas dos indivíduos. Embora os sinais biométricos, tal como, íris, face, mãos, entre outros, possam reduzir limitações de segurança associadas a senhas, eles também são vulnerável a ataques de falsificação, ataques de vinculação equivocada de usuários (ou seja, quando um impostor tenta se passar por

outro usuário), além de possivelmente aumentar os custos com *hardware* e *software* por conta de dispositivos extras sua captação, comparado com o uso de senha ou *token* [9]. Mesmo a identificação facial, a qual passou a ser utilizada recentemente em dispositivos móveis, possui riscos associados a falta de confidencialidade com o uso de imagens publicadas na Internet em sistemas que usam as imagens da face, além das limitações na distinção de gêmeos legítimos. Por estes motivos, julga-se importante a avaliação dos diversos tipos de biosinais existentes, na qual a combinação entre eles e o uso adicional de senhas tradicionais seja a solução adotada pela maioria dos sistemas no futuro [6].

Os dispositivos vestíveis também podem capturar biosinais vitais e não vitais, tais como temperatura corporal, frequência cardíaca, pressão arterial, frequência respiratória, sinais de fotopletismograma (photoplethysmogram - PPG), de eletrocardiograma (electrocardiogram - ECG), e de eletromiograma dentre outros. Em comparação com os métodos tradicionais como íris, face ou impressões digitais, a biometria realizada através sinais vitais pode proporcionar maior segurança e conveniência ao usuário. Os sistemas de reconhecimento biométrico têm atraído interesses consideráveis, pois emergiram como uma das tecnologias mais confiáveis para identificação e verificação humanas [10]. O mercado de dispositivos vestíveis ainda possui muitos desafios, tal como a identificação de usuários, sem a utilização de equipamentos externos [11]. Os sinais vitais fornecem características intrínsecas do indivíduo, exigindo sua presença física, e minimizando a probabilidade de sucesso de possíveis impostores [12]. Nesse sentido, a autenticação baseada em sinais vitais está cada vez mais atraente, pois os sinais vitais não são objetos que os indivíduos têm e podem perder ou que sabem e podem esquecer, mas sim características biológicas do corpo humano. Portanto, esses sinais são altamente confiáveis para serem usados [13].

Para entender o uso de biosinais em aplicações de segurança, é necessário visualizar como é a estrutura de um sistema de segurança e/ou autenticação baseado em biometria. A Figura 1 apresenta aspectos interessantes de um típico sistema de autenticação através de biosinais, o qual possui três estágios de operação. O sistema biométrico coleta o traço biométrico e extrai um conjunto de características relevantes, armazena um modelo desses dados extraídos em um banco de dados (normalmente é referido como padrões) e, assim, associa esses dados coletados a um indivíduo [14]. Em um processo de autenticação, o sistema captura novamente o traço biométrico de um indivíduo, extrai as características desse sinal e compara esse conjunto de características com os padrões armazenados no banco de dados de modo que possa afirmar se a identidade é aquela requerida ou não.

1.2 Motivação e Desafios

Em resumo, a identificação de usuários através biosinais requerem dispositivos vestíveis para suportar seu dinamismo e todas suas operações, já que estas são de baixo processamento, mas requerem grande espaço de armazenamento de dados coletados dos

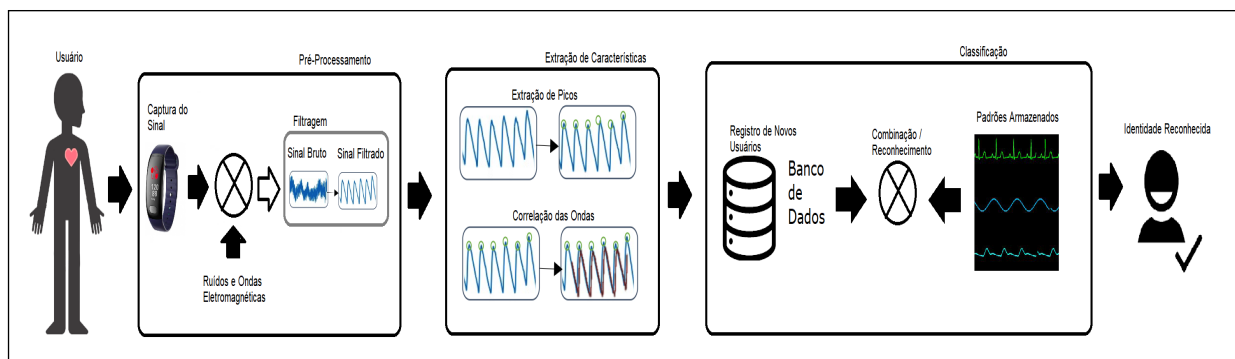


Figura 1: Um típico sistema de autenticação através de Biosinais

usuários. A identificação de usuários baseada em biosinais está cada vez mais atraente, uma vez que as características biométricas não podem ser perdidas nem precisam ser lembradas. Os sistemas de reconhecimento biométrico alcançam a identificação com base em "quem você é", já que a biometria de qualquer indivíduo é única [15]. Embora o uso de valores medidos a partir de sinais de ECG e PPG seja uma realidade, o uso da prática na etapa de identificação em dispositivos vestíveis é uma tarefa não trivial. Além disso, as operações nesses dispositivos vestíveis possuem um baixo processamento e armazenamento dos usuários. As funções de extração de características exigem sensores robustos e específicos para detecção e captação de biosinais aceitáveis para uso futuro.

A captura de biosinais geralmente apresentam ruídos gerados por interferência eletromagnética, por exemplo, que afetam a precisão e a usabilidade dos dados [16]. Para minimizar esses problemas, é importante sensores mais estáveis que funcionam em uma faixa padronizada (faixa de funcionamento do sensor) de captura e frequência deve ser um fator crucial. Devido a esses fatores, o uso de ECG, dado seu uso em áreas hospitalares e comerciais, e PPG devido à sua alta viabilidade de uso, conforto para o usuário na captura de sinais é uma escolha inevitável e de suma importância. Em geral, para qualquer tipo de aplicação com uso de biosinais é necessário um pré-processamento a partir de filtros, devido à essas limitações que ocorrem na coleta dos biosinais. Neste contexto, a filtragem de sinais ECG e PPG é fundamental para tratar o sinal bruto e gerar o sinal filtrado [17]. Com isso, torna-se inevitável no pré-processamento dos biosinais estabelecer um filtro ideal [18]. Conclui-se que, para obter o filtro ideal para os biosinais, existem parâmetros dos filtros que afetam diretamente o sinal, como a ordem do filtro, frequência do sinal, escala e taxa de amostragem. A normalização dos parâmetros corresponde a mudanças na magnitude e na taxa amostral dos sinais.

Além do mais, a onda obtida a partir dos sinais de ECG e PPG permite a extração de diferentes características únicas do usuário. Essas características são utilizadas para diferenciar usuários em um sistema, fazendo com que uma pessoa não "se passe" por outro. As principais características são o número de picos (os valores discretos com maiores amplitudes dentro do sinal em uma análise gráfica) durante um intervalo de tempo, a forma do vale e a forma máxima, e a distância entre o pico e o vale da onda [19]. Desta forma, a extração de picos consiste na obtenção desses parâmetros dos sinais de ECG e

PPG. Detectar as maiores amplitudes de ondas filtradas de cada biosinal é de extrema importância, uma vez que é uma característica da identificação humana [17].

Se tratando de identificação, devemos levar em consideração fatores que irão auxiliar em um aumento na segurança para o usuário, já que, em outros sistemas como Whatsapp, Facebook entre outros, possuímos o sistema de senha duplo. Seguindo esta lógica, para evitar a fraca dependência de um único biosinal para extrair características e garantir a segurança dos dados em identificação de usuários com o uso de biosinais é indispensável. Promover outra camada de segurança para o usuário, portanto, combinar múltiplos biosinais torna-se uma questão importante para fornecer autenticação confiável do usuário [20]. Dessa forma, a escolha dos biosinais PPG e ECG que já possuem sensores mais robustos para esse tipo de aplicação deve ser considerado. Nesse contexto, o processo de identificação duplo proporciona benefícios aos sistemas de reconhecimento biométricos existentes de usuários, como a introdução de uma camada extra de segurança para um processo de identificação, onde é necessário que um usuário forneça outra maneira de validar sua autenticidade.

1.3 Objetivos

Esta dissertação de mestrado tem como objetivo propor um Sistema de Identificação Duplo (SID) de usuários através dos biosinais Fotopletismograma e Eletrocardiograma. O SID tem o objetivo de garantir maior segurança e otimizar o pré-processamento e classificação de usuários em dispositivos vestíveis. Para atingir tal objetivo, será apresentado dois modelos de tratamento desses biosinais: 1) Modelo de seleção de parâmetros de filtragem e extração de picos; 2) Modelo de autenticação dupla de usuários por sinais PPG e ECG com uma formulação matemática para minimizar a taxa de falsos positivos. Além disso, os desafios e questões abertas são destacados e classificados de acordo com os requisitos para atingir tal objetivo. Assim, os objetivos específicos desse trabalho incluem:

- Estudo de parâmetros de filtragem de sinais PPG e ECG;
- Apresentar formas de extração de características de biosinais;
- Modelo de parametrização em filtros para sinais PPG e ECG;
- Estudo de identificação de usuários a partir de biosinais;
- SID através dos sinais PPG e ECG;
- Apresentar aplicabilidade do SID através de sinais PPG e ECG.

1.4 Organização do Texto

O restante do documento é organizado da seguinte forma:

- Capítulo 2 descreve as tecnologias sobre as quais a proposta é baseada, abrange formas de coleta, e o pré-processamento dos biosinais, apresenta o conceito dos sinais PPG e ECG e como são utilizados para a autenticação de usuários e comenta sobre o futuro dos dispositivos vestíveis e seu uso para captação de biosinais.
- Capítulo 3 trata de trabalhos relacionadas à captura, filtragem, extração de características de biosinais e a sua aplicação na classificação e autenticação de indivíduos.
- Capítulo 4 descreve as métricas, metodologia e resultados alcançados para a otimização na escolha de parâmetros de filtragem e extração de características dos sinais, assim criando o o modelo de seleção de parâmetros de filtragem e extração de picos.
- Capítulo 5 apresenta o SID através dos sinais PPG e ECG com uma formulação matemática para minimizar a taxa de falsos positivos, descrição metodológica, métricas e os resultados.
- Capítulo 6 conclui esta dissertação de mestrado e apresenta futuros rumos de pesquisa. Destaca ainda as contribuições e os trabalhos publicados durante o desenvolvimento da proposta.

CAPÍTULO 2

Referencial Teórico

Este capítulo apresenta os sinais vitais na literatura e as abordagens comumente adotadas. A Seção 2.1, detalha a forma, coleta, pré-processamento, extração de suas características e a classificação. As subseções 2.2 e 2.3 detalham a forma de onda do sinal PPG e ECG, respectivamente. Além disso, captura, pré-processamento, classificação e tipos dos sensores com esses biosinais.

2.1 Aspectos Gerais dos Sinais Vitais

Existem modelos e características que podem ser utilizados na identificação e na análise de aspectos únicos dos usuários. Para ilustrar, a Figura 2 ilustra características mais utilizadas em sistemas que utilizam sinais biométricos com todos os aspectos já mencionados para diferenciar pessoas. Os biosinais são hoje, modelos mais seguros e eficientes no quesito caracterização do usuários levando todos as informações já apontadas. A partir disto, mostrar os passos de como os sinais vitais funcionam, captura, extração, classificação e utilização são pontos cruciais a serem levantados. A identificação de pessoas a partir de sinais vitais se deve a essa serie de passos citados anteriormente, já que obter biosinais confiáveis é importante.

Um sistema de autenticação do usuário verifica um conjunto de recursos contra um perfil que já existe no conjunto de dados vinculado às credenciais desse indivíduo, que é conhecido como um sistema de correspondência. Para identificação, o sistema de correspondência verifica os recursos coletados e correlaciona com todo o banco de dados. Assim, o processo de autenticação responde se a pessoa é quem ela afirma ser, enquanto a identificação responde se é alguém registrado em um banco de dados anterior [11].

A Figura 3 ilustra os passos adotados por sistemas de identificação para a ex-

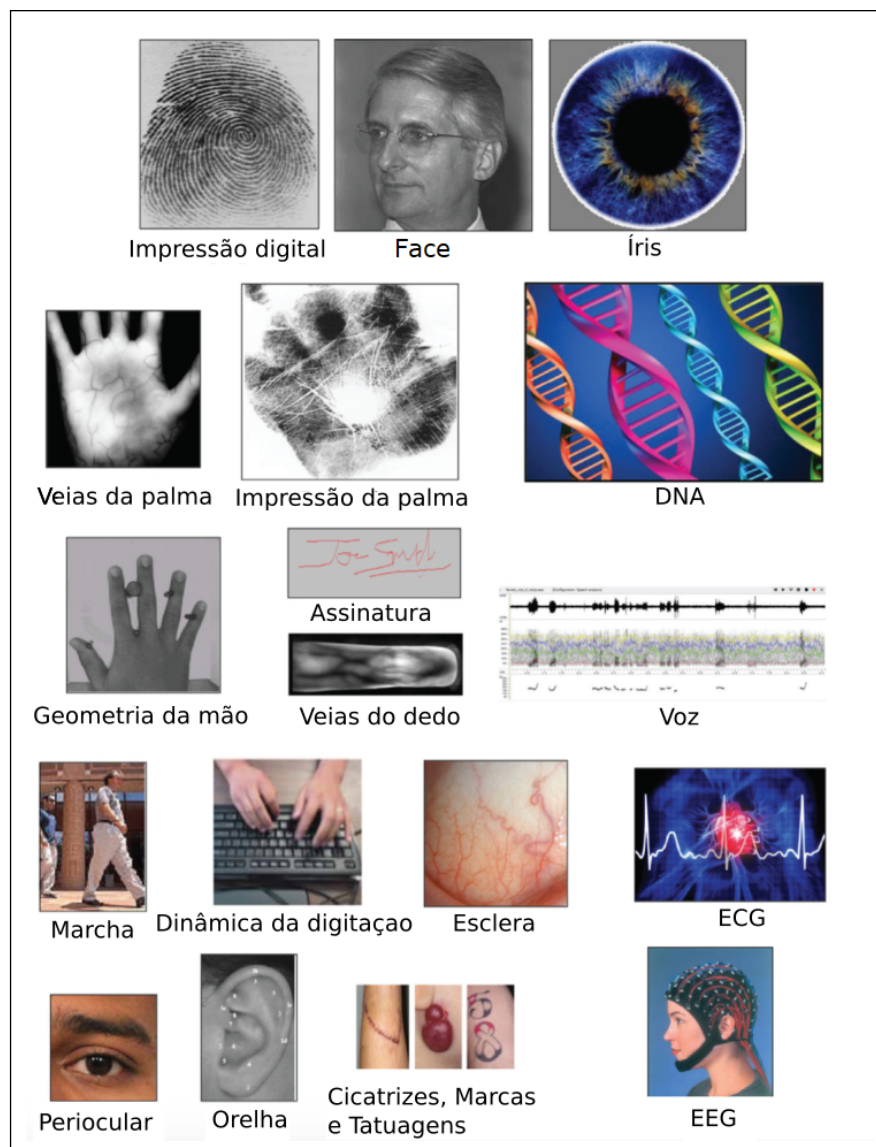


Figura 2: Tipos de biometrias utilizados em sistemas de identificação de pessoas

Fonte: Cerqueira et al. [21]

tração de características de sinais vitais encontrados na literatura. A maioria dos sistemas de identificação podem ser divididas em cinco etapas principais [22]: aquisição, pré-processamento do sinal, extração de características, correspondência e classificação. Geralmente, os sinais vitais são capturados por um sensor e pré-processados para remoção de ruídos. Em seguida, a detecção de picos do sinal vital é realizada para dividir o sinal em diferentes segmentos. Depois da segmentação e normalização, aplica-se a extração de características. As características resultantes são processadas para formar um *template*, o *template* é um valor que é formado para identificar o usuário, o qual é comparado com o *template* previamente armazenado no sistema. Finalmente, a classificação é aplicada para distinguir os dados de sinais vitais genuínos dos dados de sinais vitais impostores [1, 23]. Por conta disso, a extração das características é a etapa mais importante, pois é quando as características do usuário são extraídas do sinal vital para que o processo de autenticação seja realizado. Diante disso, o uso de biosinais que possuem sensores mais

estáveis que funcionam em uma faixa padronizada de captura e frequência deve ser um fator crucial.

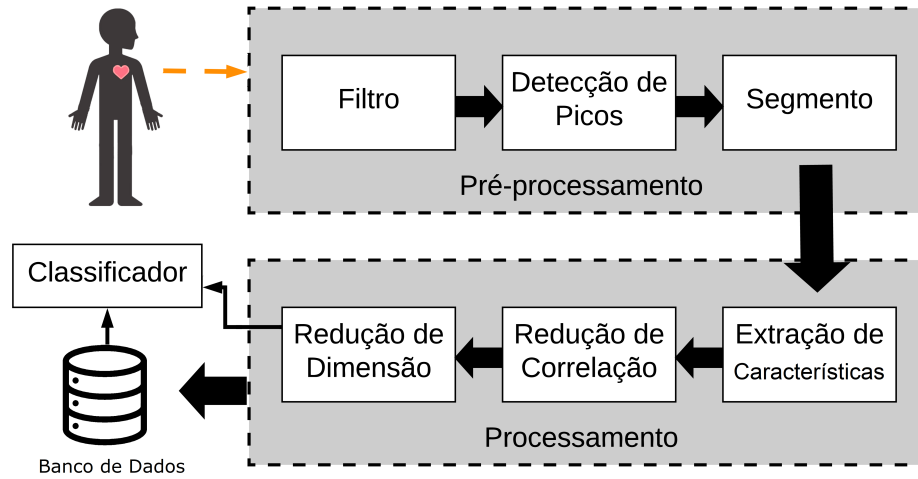


Figura 3: Esquema para extração de características de sinais vitais (Adaptado de Kari-mian, et al [1])

Fonte: Cerqueira et al. [21]

2.2 Características dos Sinais PPG

O PPG é um método eletro-óptico, não invasivo, que mede o volume sanguíneo que flui através de uma parte do corpo humano. Os sinais PPG refletem as ações pulsativas das artérias através da interação entre a hemoglobina oxigenada e os fótons. Acredita-se que cada pessoa tenha uma hemodinâmica e um sistema cardiovascular únicos [17]. Por conta disso, os sinais PPG podem ser utilizados para autenticação biométrica [24].

Os sinais PPG são registrados através de uma combinação de diodo emissor de luz (LED), que emite luminosidade em uma parte do corpo, e Foto-Diodo (FD), que mede a luz absorvida pelos tecidos epiteliais. Esta combinação proporciona maior flexibilidade para o projeto de sistemas de autenticação. As medições indicam as mudanças no volume sanguíneo. Como o registro do PPG requer apenas LED e FD, ele é muito econômico, comparado aos outros sinais biométricos. No contexto da biometria médica, o registro do PPG não requer nenhum tipo de gel, estímulo externo ou vários eletrodos e pode ser convenientemente registrado de praticamente qualquer parte do corpo [17, 24].

Os sinais PPG apresentam pontos fiduciais como características de suas formas de onda. Esses pontos são pico sistólico, pico diastólico, entalhe dicrótico, intervalo inter-pulso, amplitude de picos, entre outros, como ilustrado na Figura 4. Os picos sistólicos representam a pressão sistólica, que é a pressão sanguínea mais alta durante a contração dos ventrículos, quando o coração está bombeando o sangue [25]. A pressão sistólica aumenta durante a fase anacrótica do batimento cardíaco [26]. Os picos diastólicos representam a pressão diastólica, que é a menor pressão registrada pouco antes da próxima

contração do coração, quando este está relaxado [27, 25]. A pressão diastólica é registrada durante a fase catacrótica do batimento cardíaco [26]. Existe mais um ponto fiducial na forma de onda do sinal PPG que é o entalhe dicrótico. Ele consiste em uma ascendência secundária correspondente ao aumento transiente da pressão sanguínea quando a válvula aórtica se fecha [28].

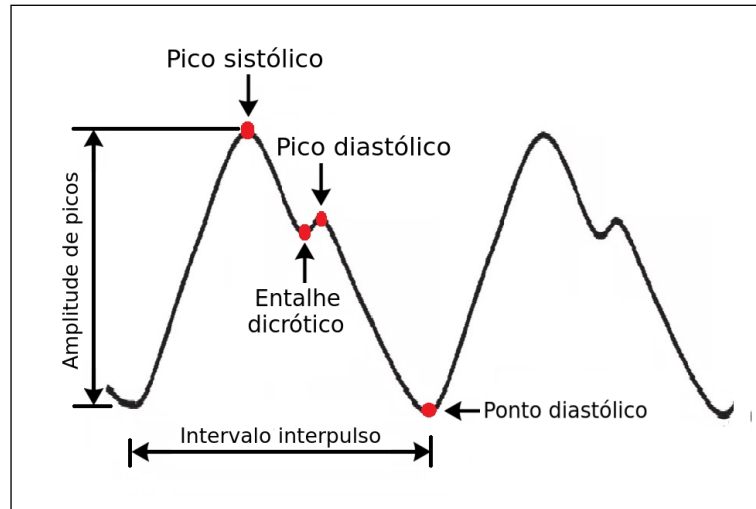


Figura 4: Pontos fiduciais do sinal PPG

Fonte: Cerqueira et al. [21]

As características de um sinal PPG podem ser utilizadas para identificar diferentes indivíduos, mesmo possuindo similaridade entre as pessoas. Os sinais PPG têm diversas vantagens para autenticação de usuários quando comparados com outras abordagens biométricas. Eles possuem baixo custo de desenvolvimento e são acessíveis a várias partes do corpo humano (dedo, lóbulo da orelha, pulso ou braço) [29]. Por conta disso, muitos trabalhos concentram-se em pesquisar sobre o uso dos sinais PPG como identificadores biométricos. Esses trabalhos geralmente apresentam as mesmas etapas, que em sua maioria são a aquisição e filtragem do sinal, tratamento de ruídos, extração de características, aplicação de alguma técnica de aprendizado de máquina ou estatística e a identificação propriamente dita dos indivíduos.

2.3 Características dos Sinais ECG

As batidas do coração geram ondas de polarização e despolarização nas fibras musculares. O ECG é feito de uma forma não invasiva, o qual representa simplesmente o registro da atividade elétrica cardíaca baseada nas diferenças de potencial resultantes [30]. Sua amostra está associada ao ciclo cardíaco, conforme ilustrado na Figura 5. O ECG é bastante útil para várias aplicações biomédicas, tais como a medição da taxa de frequência cardíaca, exame de ritmo das batidas do coração em busca de arritmias, diagnóstico de anormalidades do coração, reconhecimento de emoção e mais recentemente identificação biométrica.

Para a extração de características do sinal de ECG é necessário que o sinal elétrico coletado seja tratado previamente, passando por um processo de filtragem para retirada de ruídos, normalização e amostragem. Como explicado por Odinaka et al. [31], o ECG apresenta três componentes predominantes: onda P, complexo QRS e onda T como representadas na Figura 6. Primeiro, a despolarização do átrio gera um pulso registrado como onda P. A série de pulsos seguinte à onda P é o complexo QRS e está associada com a atividade ventricular. Finalmente, a onda T está associada à repolarização ventricular [32]. Este complexo P-QRS-T é o mais utilizado para identificação de pessoas. Ele basicamente corresponde às localizações, durações, amplitudes e formas de onda do sinal ECG. Normalmente, um sinal ECG possui um total de cinco deflexões principais, as ondas P, Q, R, S e T, mais uma deflexão menor, chamada de onda U, conforme descrito a Figura 6.

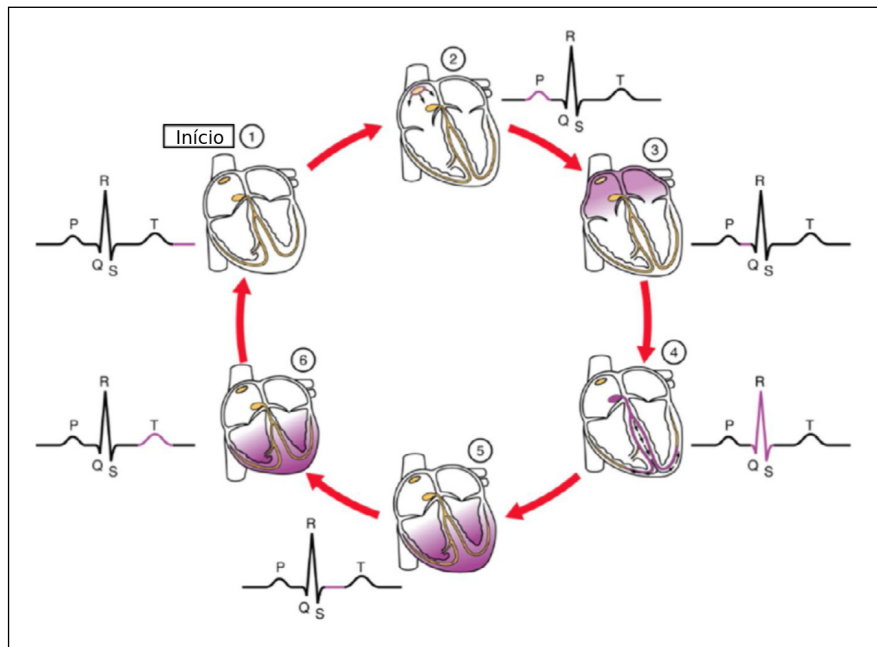


Figura 5: Etapas de funcionamento do coração e forma de onda captada pelo ECG

Fonte: Cerqueira et al. [21]

A literatura apresenta três tipos de características: fiduciais, não fiduciais e híbridas. As características fiduciais são características no domínio do tempo das formas de onda ECG, as características não fiduciais aplicam uma função de transformação (para garantir informações confiáveis) aos pontos característicos, e as características híbridas são a combinação das características fiduciais com as não fiduciais. Com base na análise do uso de sinais ECG como identificadores biométricos, geralmente se busca detectar a onda P, o complexo QRS, a onda T e o intervalo R-R, através de técnicas de aprendizado de máquina e transformada *wavelet*. Também são utilizados métodos estatísticos e filtros combinados, porém estes com menor frequência, pois alguns trabalhos têm buscado elaborar algoritmos inovadores para detecção e extração das características dos sinais ECG.

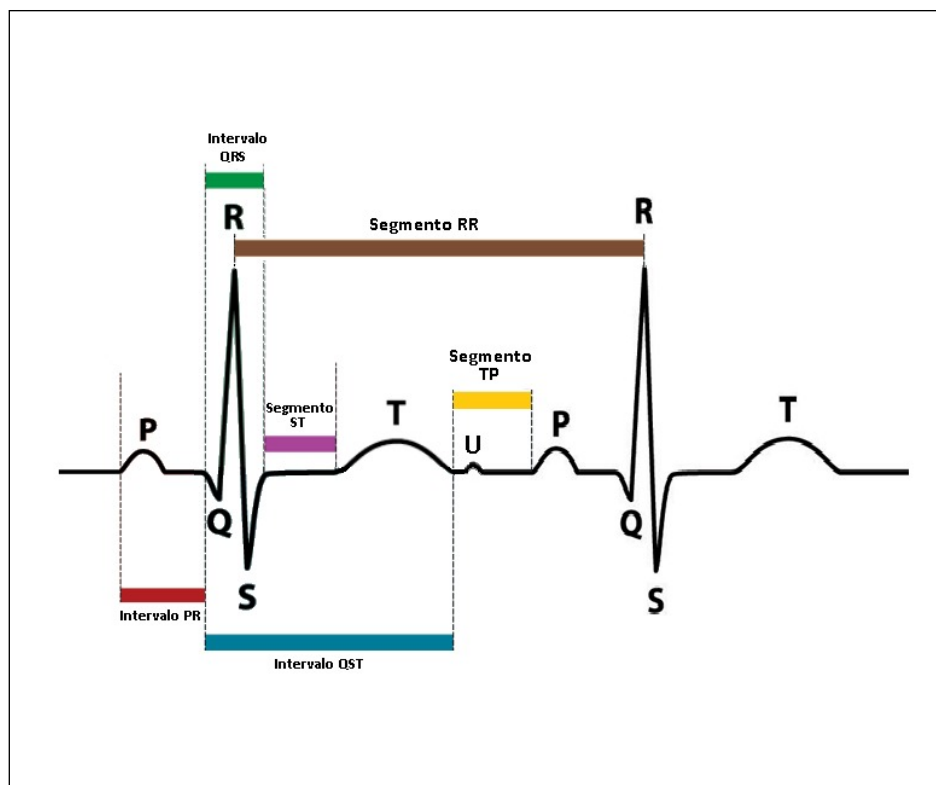


Figura 6: Pontos fiduciais do sinal ECG

Fonte: Cerqueira et al. [21]

2.4 Filtros para Sinais PPG e ECG

A utilização de sinais do corpo humano em pesquisas necessita de equipamentos para converter os sinais fisiológicos em sinais elétricos. Os equipamentos têm padrões mínimos de segurança e características do sinal, para poderem realizar os exames clínicos. As características a serem respeitadas dizem respeito ao tipo de sinal, forma de aquisição, frequência de abrangência, dentre outros.

O pré-processamento de dispositivos vestíveis é necessário, pois são vulneráveis a diferentes fontes de ruído, como interferência eletromagnética, brilho excessivo e movimentos repentinos do usuário em regiões próximas ao sensor. No entanto, os sensores com filtros no *hardware* são limitados e pouco flexíveis quanto aos dados tratados, restringindo a faixa de frequência na qual eles agem. Por exemplo, um sensor PPG no *hardware* projetado para operar na faixa de frequência entre 0 e 125 Hz fornece valores entre 1 e 50 Hz, com os valores acima e abaixo do filtro sendo descartados. Se o sensor não tiver filtros de *hardware*, os dados de todas as faixas de frequência capturadas pelo sensor estarão disponíveis para consulta. No entanto, além de ser um grande volume de dados, muitos dos dados obtidos são desnecessários, especialmente aqueles obtidos em frequências muito altas e muito baixas, sendo ruído [19].

Por conta das limitações dos filtros de *hardware*, o uso de filtros de software é a melhor opção por serem mais maleáveis, não limitados e flexíveis. Para se selecionar

os parâmetros (valores discretos adquiridos pelos sensores de captura) de forma correta, deve-se analisar o sensor de coleta dos biosinais no usuário, a faixa de frequência ou escala em que ele opera, tipo do biosinal e o filtro que será utilizado. Com essas definições, pode-se primeiramente ajustar a faixa em que o sinal será capturado, assim determinando um limiar máximo e mínimo para o filtro funcionar. A partir da faixa de frequência, define-se o ponto de corte (valor discreto máximo e mínimo) do sinal para que retire ruídos e ondas eletromagnéticas que interfiram no sinal. Por fim, o tipo do sinal é o fator mais importante, tendo em vista que ele determina e interfere em todo o conjunto e escolha do filtro utilizado.

Com todos os aspectos anteriormente definidos, os sinais PPG e ECG são utilizados das bases de dados [33] e [34] são filtrados de acordo com os parâmetros da Tabela 1 aplicados em todo o sinal para a remoção de ruídos. Esses parâmetros são o tipo, a ordem do filtro e a frequência de corte. Eles definem a frequência de captação do sensor e a taxa de amostra para filtragem, o que auxilia na extração de características de pico dos sinais. Os filtros *Butterworth* e *Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform (Modwt)* são amplamente empregados em dispositivos vestíveis. O filtro *Butterworth*, tem o algoritmo para filtragem e é dividido em cinco etapas [35]:

1. Ele encontra os funções analógicas passa baixa, zeros e ganhos usando a função *buttap* (ferramenta em *softwares* de filtragem de sinais).
2. Converte os polos, zeros.
3. Se necessário, ele converter o filtro passa baixa em um filtro de banda, passa alta ou banda suprida com as restrições de frequência desejadas.
4. Para a configuração do filtro digital, ele converte, se necessário, o filtro analógico em um filtro digital através de uma transformação bilinear a partir da frequência. O ajuste de frequência permite que os filtros analógicos e os filtros digitais tenham a mesma magnitude de resposta de frequência [35].
5. Ele converte o filtro à sua forma original a partir do ponto zero.

Considerar o filtro *Chebyshev* e *Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT)* para sinais PPG e ECG, respectivamente. Especificamente, o *Chebyshev* minimiza o erro entre características que dependem da aplicação e capturadas pelo sensor na escala do filtro. Como a ondulação da onda inerente aos filtros *Chebyshev*, gera uma onda mais suave, mas alguns aplicativos preferem uma resposta mais irregular da onda [36]. Por outro lado, o filtro MODWT é mais adequado para a análise de séries temporais. MODWT é semelhante ao Transformada de Onda Discreta (TDW) que transforma um sinal capturado pelos sensores em valores discretos. No entanto, MODWT supera algumas deficiências do TDW. Por exemplo, MODWT pode ser definido para qualquer serie temporal de sinal, enquanto TDW é limitado àqueles que são múltiplos de dois [37].

O *MODWT* implementa a convolução circular (é um operador linear que, a partir de duas funções dadas, resulta numa terceira que mede a soma do produto dessas funções

Tabela 1: Filtros e Parâmetros para Sinais PPG e ECG.

Filtro	Ordem	Frequência ou Escala	Taxa Simples	Sinal
<i>Butterworth</i>	5	[0.083 1.0Hz]	2.1	ECG-BIDMC
<i>Butterworth</i>	4	[0.067 1.0Hz]	2.1	ECG-CAPNOBASE
<i>Butterworth</i>	3	[0.083 1.0Hz]	3.1 - Downsample 4	PPG-BIDMC
<i>Butterworth</i>	3	[0.083 1.0Hz]	3.1 - Downsample 4	PPG-CAPNOBASE
<i>MODWT</i>	9	3 e 4	–	ECG-BIDMC
<i>MODWT</i>	9	4 e 5	–	ECG-CAPNOBASE

ao longo da região subentendida pela superposição delas em função do deslocamento existente entre elas) diretamente no domínio do tempo. Esta implementação do *MODWT* realiza a convolução circular no domínio *Fourier*. Os coeficientes de onda e filtro de escala no nível j são computados tomando o inverso *Transformada Discreta de Fourier (DFT)* de um produto de DFTs. Os DFTs no produto são o DFT do sinal e o DFT da onda de nível j^{th} ou filtro da escala [38].

O H_k e G_k denotam o comprimento e altura, respectivamente, da DFTs dos filtros de onda *MODWT* e escala, respectivamente. O j denota o nível do filtro, e N denota o tamanho da amostra. O filtro de onda de nível j^{th} é computado com base na Eq.4.1.

$$H_{j,k} = H_{2^{j-1}kN} \prod_{m=0}^{j-2} G_{2^m kN} \quad (2.1)$$

O filtro de escala de nível j^{th} é computado pela Eq.4.2.

$$G_{j,k} = \prod_{m=0}^{j-1} G_{2^m kN} \quad (2.2)$$

2.5 Considerações Finais do Capítulo

Pode-se ver que o uso de sinais vitais PPG e ECG como identificadores de usuários é promissor por apoiar uma grande variedade de aplicações. Além disso, os dispositivos vestíveis tem sido efetivos para um melhor processamento de informações, se utilizando de sensores para captura e detecção, usuário com comodidade. Equipamentos eletrônicos (pulseiras, relógios inteligentes) que exigem identificação também podem ser utilizados e equipados com as métricas com sinais vitais.

CAPÍTULO 3

Trabalhos Relacionados

Este capítulo apresenta os principais trabalhos em torno de saúde digital e dispositivos vestíveis, relacionados a sensoriamento, filtragem, extração de características, classificação e autenticação de usuários através dos biosinais PPG e ECG. A maioria dos trabalhos informa a quantidade e a idade dos indivíduos que participaram do processo de coleta de dados, assim como também o equipamento utilizado. Sobre a extração de características de sinais PPG e ECG, pode-se concluir que a maioria dos trabalhos realizou duas fases: filtragem e classificação. Há várias fontes de artefatos que interferem na aquisição de sinais PPG e ECG, movimento e respiração [1]. Portanto, a fase de filtragem é essencial para remover/minimizar o ruído dos sinais PPG e ECG coletados.

3.1 Filtragem de Sinais PPG e ECG

Estudos anteriores tentam mostrar uma maneira de filtrar e extrair características de biosinais PPG e ECG. Muitas formas de filtragem dos dois sinais juntos propõem ajustar valores utilizados nos filtros. Os métodos existentes na literatura normalmente seguem a abordagem de analisar os sinais juntos, separados e com auxílio de outras técnicas.

Nakayama et al. [19] apresenta o sistema BEAT que fornece autenticação segura, contínua e não intrusiva sem a necessidade de ações adicionais do usuário. O sistema BEAT usa sinais vitais relacionados à frequência cardíaca e coletados a partir de sensores PPG para autenticar os usuários. Ele usa filtragem após capturar sinais brutos pelos sensores usados. O sensor PPG funciona em uma faixa entre 1 e 50Hz e os valores de sinal capturados fora dessa faixa são desconsiderados.

Yongbo et al. [39] investigaram ordens de filtros (parâmetro que ajusta o corte

do sinal) para melhorar a morfologia das formas de onda PPG. Cada conjunto de ordens de filtro incluía dez valores que sequencialmente aumentavam a uma taxa fixa. Foram produzidas 90 configurações de filtro, o que ajudou a determinar a ordem ideal do filtro. Os filtros projetados no estudo do filtro eram todos filtros digitais e não filtros de *hardware*.

Liang et al. [39] analisaram o desempenho filtrante do sinal PPG, adotando três categorias de qualidade de sinal (SQ). Para comparar os tipos de filtros calcula-se o SQ dos sinais PPG filtrados, cinco parâmetros de cada tipo de filtro calculam um SQ médio para cada filtro. Este trabalho apenas aborda a filtragem em sinais PPG, o que impossibilita a aplicação de seus parâmetros de filtro em sinais ECG, uma vez que as formas de onda precisam ser parametrizadas de acordo com sua estrutura, obtendo uma correlação de 75% entre as formas de onda brutas e filtradas, mas apenas sinal PPG.

3.2 Autenticação através de Sinais PPG e ECG

Estudos anteriores tentam mostrar uma maneira de realizar reconhecimento de indivíduos através dos sinais PPG e ECG. Muitas formas de caracterizar, classificar e capturar esses sinais são propostos na literatura através da aplicação de alguns modelos, algoritmos e técnicas. Algumas delas seguem uma abordagem que utiliza os dois sinais ao mesmo tempo.

Sancho et al. [23] propuseram oferecer uma excelente discriminação entre indivíduos através da análise de um sinal PPG normal e de outro contaminado por artefato de movimento. Eles consideraram como característica única o período de tempo dos ciclos completos do sinal PPG. Salanke et al. [40] também consideraram os ciclos PPG para fins de autenticação biométrica. Os ciclos foram normalizados dividindo-se a amplitude do ciclo pela amplitude do pico sistólico e, em seguida, eles foram alinhados alocando seus picos sistólicos no mesmo ponto. Bonissi et al. [22] adotaram como características únicas um número variável de pulsações distintas da amostra de sinal. Os autores consideraram os valores máximos de correlação cruzada entre cada batimento cardíaco e o batimento cardíaco médio. Se o valor de correlação de um batimento cardíaco for menor que um limite empiricamente estimado, o sinal relacionado é removido do *template* de *características*.

Karimian et al. [1] registraram sinais PPG brutos de 42 indivíduos saudáveis, os quais estavam com respiração espontânea ou controlada. Os autores criaram segmentos PPG identificando os picos sistólicos de cada batimento cardíaco através de um algoritmo *Pan Tompkins* modificado. Os autores aplicaram aprendizado de máquina supervisionado (AMS), para aprendizado de máquina não supervisionado (AMNS). Eles avaliaram abordagens não-fiduciais e fiduciais para extração de características. Os resultados demonstraram que o desempenho do AMNS é melhor, especialmente no caso de características fiduciais, comparado ao aprendizado de máquina não supervisionado.

Camara et al. [41] consideraram um cenário de uma torre de controle de tráfego aéreo: assumindo que os controladores exigiam monitoramento permanente para evitar

incidentes de segurança. Os autores consideraram um dispositivo médico implantável para capturar o sinal de ECG e uma etapa de filtragem. Por simplicidade, os pesquisadores optaram por trabalhar com características não-fiduciais do ECG. Nesse sentido, o módulo de extração de recursos analisa a janela de ECG e a envia para uma Transformada *Walsh-Hadamard* [42]. Para a estratégia de monitoramento contínuo, o sistema atingiu 96% de acurácia.

Zhang et al. [43] e Tomlison et al. [44] abordaram autenticação usando o ECG. O primeiro trabalho coleta ECG de eletrodos associados a um aplicativo de *smartphone*. Nos dois casos, a aplicação do sistema abrange três etapas: filtragem de pré-processamento, extração de características e etapa de classificação. Zhang et al. [43] realizaram a extração de características não fiduciais e, assim, implementaram o modelo usando formas de onda divididas por fiduciais. A etapa de classificação refere-se a dois métodos biométricos: autenticação e identificação. Durante a autenticação, o sistema compara a biometria do usuário com um modelo armazenado através do cálculo da distância euclidiana como uma métrica de comparação. Para identificação, o sistema realiza uma classificação usando *Support Vector Machine* e Redes Neurais. Em comparação com outros trabalhos relacionados, a pesquisa de Zhang, et al [43] atingiu 97,55% de acurácia.

Zhang et al. [45] propuseram um sistema que combina *características* fiduciais e não fiduciais (abordagem híbrida) para aumentar a acurácia ao autenticar um grande número de indivíduos. O reconhecimento do padrão ECG considerou o treinamento incremental de um algoritmo *Linear Discriminant Analysis*, usando as *características* fiduciais e não fiduciais expostas [45]. A pesquisa concluiu que a identificação baseada em características fiduciais e Transformada Rápida de *Fourier* apresentou baixa acurácia, na ordem de 70%-75%. Por outro lado, a implementação de uma abordagem híbrida alcançou 99%.

Rezgui et al. [32] realizaram pesquisas sobre a aplicação do ECG para identificação biométrica. Na metodologia proposta, os autores consideraram um detector QRS chamado ECGPUWAVE como extrator de características. Ba et al. [46] desenvolveram um algoritmo de autenticação com biosinais de ECG. O algoritmo consiste em duas etapas: recurso extração e classificação. O primeiro estágio extrai 8 informações fiduciais (amplitude e intervalo) dos batimentos cardíacos. Estes recursos preservam as características dos sinais de ECG e fornecem biomarcadores exclusivos para aplicações de segurança. A fase de classificação, por outro lado, implementa a *Linear Discriminant Analysis* (LDA) para discriminar entre os sujeitos.

Odinaka et al. [31], Biel et al. [30], Irvine et al. [47] e Kyoso et al. [48] usam ECG como identificador biométrico. Estes trabalhos consideraram a hipótese de que o ECG possui informações suficientes para aplicabilidade no reconhecimento humano. Especificamente, Odianaka et al. [31] pesquisou cinquenta estudos dedicados à identificação humana, onde 66% dos artigos pesquisados empregaram características não-fiduciais, 26% aplicaram características fiduciais, e 8% dos trabalhos de pesquisa usaram a abordagem híbrida. Quanto ao método de classificação, 44% dos trabalhos de pesquisa selecionaram os algoritmos *k-Nearest Neighbour* ou *Nearest Center*, 16% implementaram Redes

Neurais e 16% utilizaram *Linear Discriminant Analysis*. Finalmente, 12% das pesquisas atingiram uma acurácia superior a 99% e 20% dos artigos pesquisados atingiram 100% de acurácia. Segundo Odínaka, et al [31], as características fiduciais, não-fiduciais ou híbridas não influenciam diretamente na acurácia.

Page et al. [49], através de técnicas de *Deep Learning*, implementaram um sistema de reconhecimento de padrões de ECG, para fins de autenticação biométrica, confiável, robusto e rápido, utilizando redes neurais para identificar segmentos QRS complexos do sinal de ECG e, em seguida, executar a autenticação do usuário nesses segmentos. Os resultados do estudo apontaram que o número de usuários identificados, bem como o número de neurônios e camadas ocultas, têm um impacto significativo na precisão da identificação em comparação a outros fatores.

Birrenkott et al. [50] apresentam exemplo de um índice de qualidade explícito para modulações respiratórias extraídas. O trabalho expande o conceito desenvolvendo novos índices de qualidade respiratória (RQIs) e fundindo-os em um único RQI robusto que pode ser usado para facilitar a melhor fusão de estimativas respiratórias a partir de múltiplos sensores e modulações. Calcula especificamente a robustez da modulação respiratória (RM). Para encontrar o RM foi filtrado usando um filtro de *bandpass Butterworth* de 5ª ordem entre 0,083 Hz e 1.000 Hz (representando 5 a 60 brpm) e desceu a 4 Hz para cada modulação obtendo correlação de 50% entre as ondas brutas e as ondas filtradas.

3.3 Sinais PPG e ECG e/com outras Características individuais de Usuários

Blasco et al. [51] analisam sinais PPG e ECG, acelerômetro e resposta da pele galvânica (GSR). Este trabalho avalia cada sinal em um sistema multimodal. Os autores criaram um sistema de verificação de usuários através destes sinais, capturados de 25 sujeitos ao combinar ECG, PPG e GSR. Por outro lado introduzir o acelerômetro, o EER aumentou.

Vhaduri et al. [52] propõem um esquema de autenticação contínua e confiável do usuário que depende de métricas fisiológicas dependentes da pessoa (queima de calorias, equivalência metabólica a tarefa e frequência cardíaca), bem como atividade física (contagem média de passos para diferentes níveis de atividade). Os autores investigaram como diferentes combinações de quatro biometrias comuns são executadas ao autenticar usuários durante períodos sedentários e não sedentários.

Orjuela et al. [53] apresentaram uma proposta baseada no reconhecimento de padrões em sinais PPG, utilizando um *Multilayer Perceptron* (MLP). Os MLPs possuem apenas conexões *feed forward* e são treinados de forma supervisionada. Para validação dos modelos, implementou-se o método de validação cruzada *Leave One Out* (LOO). Neste caso, seis dos sete sinais foram utilizados no treinamento. Em seguida, calculou-se a validação usando apenas o sinal não incluído no treinamento. Os resultados da

classificação alcançaram 98,1 % no pior dos casos.

Kavsaoug et al. [54] analisaram uma base de dados composta por 30 indivíduos saudáveis, sentados durante a coleta de dados em sinais PPG. Em dois intervalos de tempo diferentes. O primeiro conjunto de dados com *características* dos primeiros sinais recebidos dos indivíduos, o segundo conjunto com *características* de sinais recebidos em um horário logo após o primeiro e o terceiro conjunto de dados sendo a combinação dos dois conjuntos anteriores. Foram obtidas identificações de 90,44%, 94,44% e 87,22% para o primeiro, o segundo e o terceiro conjunto de dados, respectivamente.

3.4 Considerações Finais do Capítulo

A necessidade de novas abordagens para filtragem de sinais PPG e ECG, porque técnicas baseadas em parâmetros únicos de filtros e extração de características não são eficazes [55], tendo em vista que você limita a somente a aplicação e suas limitações. Em geral, os modelos se concentram nos mesmos parâmetros filtragem ou no uso de apenas um biosinal. Além disso, até então, as abordagens existentes sobre sinais PPG e ECG não consideram parâmetros flexíveis de filtragem para filtros digitais baseados em *software*.

CAPÍTULO 4

Método de Seleção de Parâmetros de Filtragem e Extração de Picos em Sinais PPG e ECG

Este capítulo detalha o método de seleção de parâmetros de filtragem e extração de picos em sinais PPG e ECG. A validação do método ocorre através da correlação entre ondas brutas e ondas filtradas. Inicialmente, seguindo uma sequência de etapas, são mostrados os conjuntos de dados PPG e ECG usados no método e como eles são capturados no corpo humano. Na próxima etapa são apresentados a utilização dos tipos de filtros na análise de biosinais, a forma de extração de características (picos), por fim, os valores de correlação alcançados.

O uso de um modelo que utilize dois sinais não é explorado na autenticação de usuários. Por sua vez, este trabalho apresenta uma autenticação dupla de usuários em cenário e de etapa única por considerar os sinais PPG e ECG os quais já são utilizados em dispositivos vestíveis e por sua capacidade de adaptação e conforto do usuário. Utiliza-se o SID que é constituído de um algoritmo e uma equação matemática para maximizar a acurácia e diminuir a taxa de erros, proveniente dos sinais PPG e ECG em dispositivos vestíveis.

4.1 Metodologia

A Figura 7 mostra a divisão das etapas para o método de seleção de parâmetros de filtragem e extração de picos para sinais PPG e ECG. O primeiro bloco "Sinal bruto PPG/ECG" são os dados brutos dos sinais e o último bloco "Estimativa da Acurácia" é a acurácia estimada do modelo. Nos demais blocos estão as técnicas necessárias para o

processamento dos sinais PPG e ECG, que são a filtragem do sinal, a extração de picos e a correlação entre os sinais brutos e filtrados.

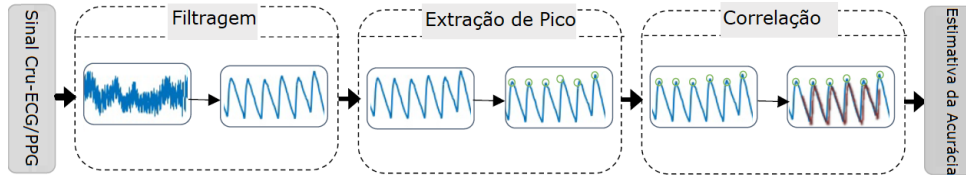


Figura 7: Método de Seleção de Parâmetros de Filtragem e Extração de Picos em Sinais PPG e ECG

4.1.1 Tratamento dos Sinais PPG e ECG

Com todos os fatores de captura na filtragem, o pré-processamento remove problemas que o sensor pode ter captado, como ruído e ondas eletromagnéticas que prejudicam a leitura correta do sinal. A distribuição de sangue dentro do corpo humano muda durante cada ciclo cardíaco devido ao fluxo sanguíneo pulsante no coração [56]. Cada ciclo cardíaco consiste em duas fases; sistólico, o período de contração ventricular e ejeção sanguínea nas artérias, e diastólico durante o qual os ventrículos são relaxados e cheios de sangue [57]. O sinal ECG é um registro de potenciais elétricos gerados pelo coração, e é convencionalmente medido com eletrodos ligados à parede torácica. Os principais eventos elétricos de um único batimento cardíaco, *Respiratory Rate Interval* é o intervalo da taxa respiratória, o qual corresponde a onda P, *Complex* é o complexo QRS e onda T; Onda P corresponde à despolarização atrial, complexo QRS à despolarização ventricular e onda T à repolarização ventricular [58].

Em uma medição típica de PPG, são necessárias apenas uma fonte de luz para iluminar a pele e um detector de fótons para medir as variações de intensidade de luz associadas a alterações no volume sanguíneo [59]. O pulso de uma onda PPG consiste em duas fases, sendo a fase anacrótica a borda crescente do pulso e a fase catacrótica sendo a borda de queda do pulso. A primeira fase está a sistólica (*Systole*) possuindo um ponto máximo (*Systolic Point*) e a segunda fase com a diastólica (*Diastole*) e reflexos de ondas da periferia [25]. Além disso, o entalhe dicrótico é geralmente visto na fase catacrótica de sujeitos com artérias compatíveis saudáveis [25].

4.1.2 Extração de Picos

De acordo com a identificação dos picos e vales das formas de onda dos sinais PPG e ECG. A onda obtida a partir destes sinais permite a extração de diferentes características únicas do usuário, sendo as principais o número de picos durante um intervalo de tempo ou quantidade de amostras, a forma do vale e do pico e a distância entre eles.

A extração de picos consiste em detectar as maiores amplitudes das ondas filtradas dos sinais PPG e ECG, uma vez que essa característica é crucial para a identificação

humana [17]. Nota-se que o número de picos e vales, respectivamente, precisam ser diferentes. Porém, geralmente algoritmos de detecção não identificam picos e vales em sinais ruidosos ou identificam picos ilegítimos e vales errados. Assim, desenvolveu-se um algoritmo para detectar o pico padrão em sinais ECG filtrados a partir da função *findpeaks* da ferramenta *MATLAB* que permite uma correta identificação dos picos. O algoritmo lida com as etapas mostradas na Figura 7, as quais foram divididas em códigos para analisar os sinais PPG e ECG. Ou seja cada etapa, é aplicado o algoritmo criado para a mesma.

4.1.3 Correlação

A correlação é calculada para verificar se o modelo proposto está correto. Na correlação, as ondas brutas e as ondas filtradas dos sinais PPG e ECG são sobrepostas para análise. Se as ondas filtradas estiverem corretamente posicionadas em relação ao tempo. Pode-se garantir que a filtragem está temporalmente correta mas não garante a sua qualidade total, pois é necessário chegar ao limiar entre uma sobreposição correta entre as ondas e um corte eficiente dos ruídos e falsas ondas eletromagnéticas, o qual ocasiona sempre em um percentual de correlação de 70% a 90% a partir do limiar máximo e mínimo que foi definido nas frequências iniciais dos biosinais a partir dos sensores de captura. A partir da análise do SID, foi possível obter uma correlação de 80 % entre as ondas. A correlação mede a semelhança entre um vetor x e cópias deslocadas (defasadas) de um vetor y em função da defasagem. Se x e y têm comprimentos diferentes, a correlação depende do marco inicial até o final do vetor mais curto, por isso tem o mesmo comprimento que o outro, fazendo uma semelhança de ondas [60].

4.2 Bases de Dados

Esta seção descreve as bases de dados da avaliação, considerando as etapas da filtragem, extração de picos e correlação, e se discute os resultados obtidos.

Os resultados obtidos a partir da aplicação do método de seleção de parâmetros de filtragem serão apresentados em cada etapa. Considera-se duas bases de dados disponíveis publicamente: *BIDMC* [61] e *CapnoBase* [33]. Ambas as bases contêm formas simultâneas de onda PPG e ECG. A base de dados *BIDMC* consiste de 53 indivíduos. Um segmento de oito minutos foi extraído entre 60 e 68 minutos de gravação [61]. Já a base de dados *CapnoBase* consiste de 42 indivíduos em repouso [33]. O método foi implementado e analisado através do software *MATLAB*, *v.R2018a*, e projetado para funcionar em todos os filtros (independentemente das outros).

4.3 Resultados

As Figuras 8a e 8b mostram os sinais ECG originais e reconstruídos com seus respectivos picos. A filtragem mostra os picos mais elevados das ondas, facilitando assim a remoção dos mesmos. Ao parametrizar os dados da onda bruta, a onda filtrada é ajustada. Já as Figuras 8c e 8d mostram os sinais PPG originais e reconstruídos. Os picos mais altos são identificados e analisados. Os picos identificados formam o início e o fim de cada parte da onda filtrada, a qual corresponde ao batimento cardíaco.

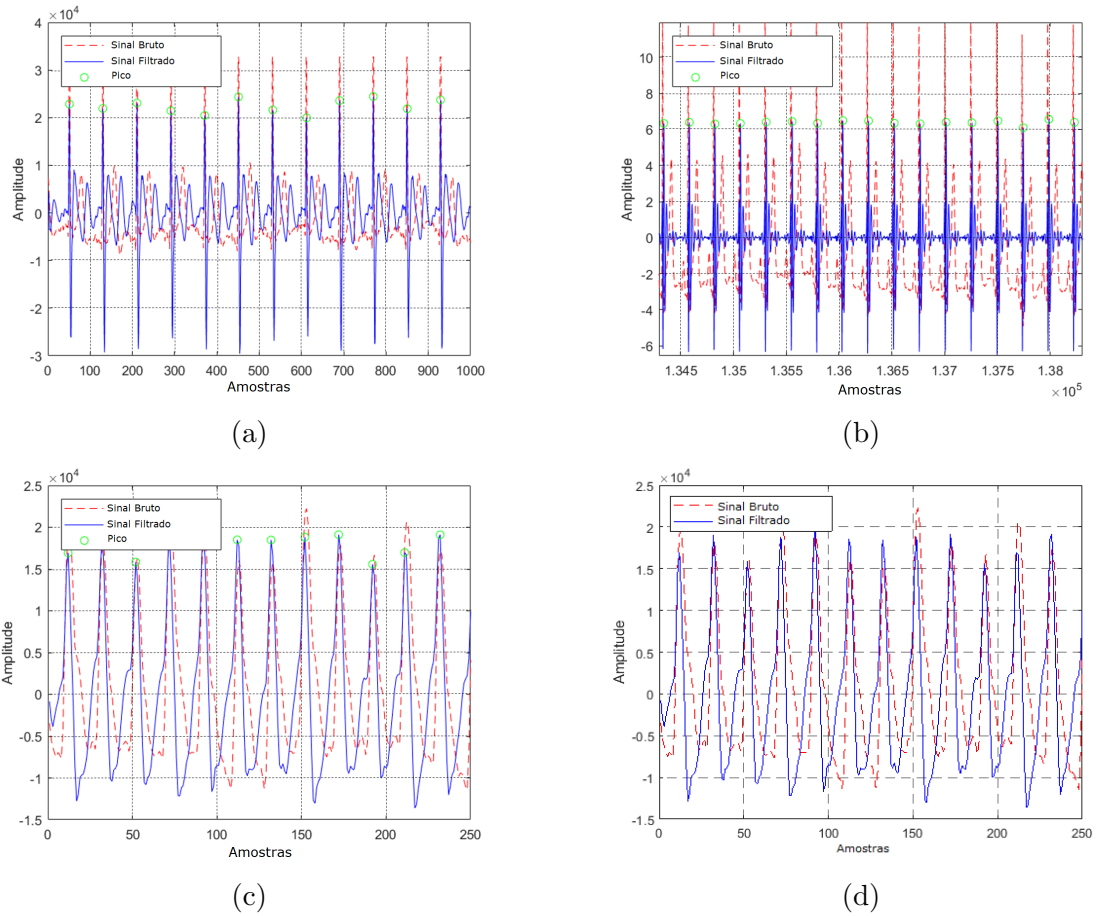


Figura 8: Sinais Brutos e Filtrados: (a) ECG(BIDMC), (b) ECG(CapnoBase), (c) PPG(BIDMC) e (d) PPG(CapnoBase)

Na etapa de correlação, as ondas filtradas e as ondas brutas são sobrepostas temporalmente, estendendo a análise para todo o comprimento de onda. O que também deve ser analisado, ao passar filtros nas ondas PPG e ECG é que há perda de correlação, uma vez que o ruído interfere na análise das ondas brutas. É um contraponto necessário na relação entre as ondas brutas e filtradas porque uma correlação muito baixa pode justificar que as ondas não estão sincronizadas temporalmente e uma correlação muito alta pode mostrar que a filtragem não foi eficaz. Isso pode ser observado nas Figuras 9a e 9b nos sinais ECG a partir do filtro MODWT, nota-se que sinais PPG não podem ser filtrados a partir desse filtro. As ondas filtradas e ondas brutas são sobrepostas temporalmente e os ruídos são removidos das ondas brutas para estabelecer os picos da forma correta seguindo

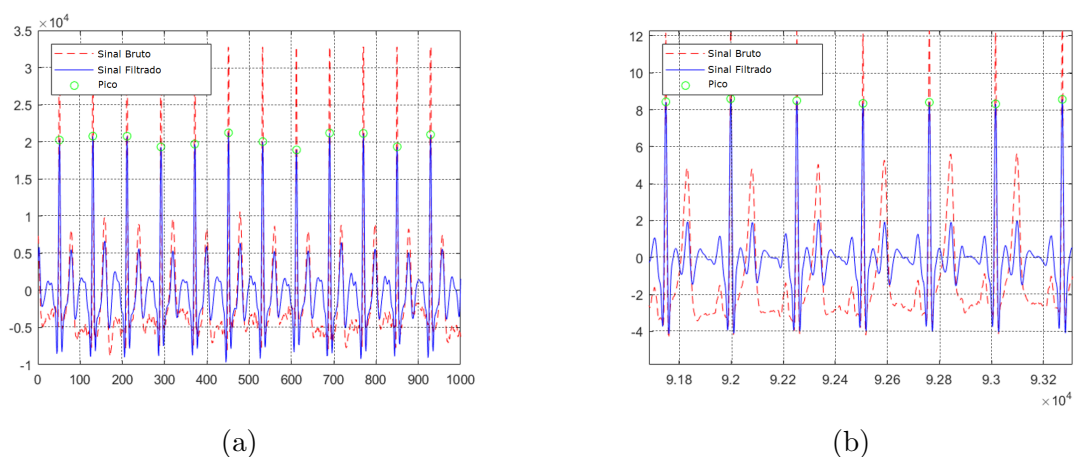


Figura 9: Filtragem, extração e correlação: (a)ECG(BIDMC) e (b)ECG(CapnoBase).

os passos anteriores, parametrizando de acordo com o tipo e as métricas utilizadas para cada sinal ECG e PPG.

Conclui-se que os parâmetros de filtragem (amplitude, corte de frequência, taxa de amostragem e tipo de filtro) aplicados aos picos de correlação e extração de sinais são conjuntos independentes de valores, atingindo correlação de 80 % entre o todo: sinal bruto e sinal filtrado com os parâmetros.

Todos os resultados vistos na etapa de filtragem requerem padronização de amplitude. Na escala de sinal, os ajustes dos parâmetros e o conjunto de dados definidos a partir do tipo de sinal e métricas, e removendo as ondas eletromagnéticas e o ruído que afetam o sinal. A etapa de extração de picos exige a verificação das ondas filtradas com os picos mais altos realizando a extração dos mesmos. Por fim, a correlação entre os sinais PPG e ECG causa sobreposição de ondas brutas e filtradas. No entanto, a sincronização do tempo garantirá que todas as etapas sejam feitas corretamente, sendo que cada etapa deve ser ajustada e parametrizada da base de dados.

4.4 Considerações Finais do Capítulo

Este trabalho apresentou uma parte do algoritmo SID aplicado a biosinais que possuam características semelhantes, podendo ser aplicado para qualquer biosinal com características que seguem os padrões dos sinais PPG e ECG. A avaliação do modelo empregado é um conjunto de parâmetros que podem ser utilizados em diferentes bases de dados. Desde as etapas de filtragem, extração de picos e correlação de acordo com o tipo de sinal e métricas utilizadas, os resultados indicaram correlação de 80% entre os sinais brutos e filtrados.

CAPÍTULO 5

SID através de Sinais PPG e ECG

Este capítulo detalha um dos métodos do SID através de sinais PPG e ECG. O modelo surge como a segunda etapa da pesquisa, o qual modelo proposto considera um algoritmo dividido em três etapas, que são o armazenamento de modelo de usuário, o teste do usuário e a correlação do usuário. Para cada uma destas etapas existe uma forma de manipulação dos dados. O modelo também utiliza uma fórmula matemática para minimizar a taxa de falsos positivos, e aumentar, desta forma, a acurácia do modelo em relação a um cenário real. Os resultados experimentais mostram que o modelo com o algoritmo proposto é viável e eficiente, pois algoritmo obteve uma acurácia de 94,1% para o sinal PPG e de 88,79% para o sinal ECG, executado com dados da base BIDMC. Graças ao modelo matemático aplicado após a execução do algoritmo, uma baixa taxa de falsos positivos foi alcançada e não houveram falsos negativos.

5.1 Metodologia

Esta seção descreve o modelo para o SID com base em sinais PPG e ECG. Para entender o algoritmo, deve-se primeiro definir separar o que são estágios, etapas e fases. Estágios são a primeira divisão do algoritmo. O primeiro estágio forma três etapas e o segundo uma única etapa. A partir das etapas surgem fases. Fases essas que estão de acordo com a necessidade de cada etapa. O modelo proposto possui dois estágios: o "Algoritmo para sinais PPG e ECG" e "Taxa de Erro", como mostrado na Figura 10. Especificamente, o primeiro estágio aborda um algoritmo dividido em etapas, e cada etapa, por sua vez, faz ações para armazenar, testar e correlacionar os valores do usuário. O segundo estágio trata da taxa de erro para aumentar a precisão.

O algoritmo para o estágio de Sinais PPG e ECG considera três etapas: armazenamento de modelo de usuário (criação do modelo do usuário), teste do usuário (verificação

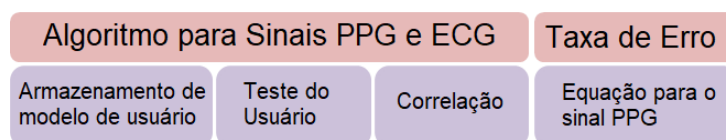


Figura 10: Modelo de Autenticação de Usuários

do usuário) e correlação (validação e convergência). Cada etapa tem fases inerentes aos biosinais, como captura, filtragem, extração de características e classificador. Os sensores capturam o sinal bruto. Posteriormente, a filtragem remove os ruídos do sinal capturado. A Extração de características é o momento em que o sinal filtrado utiliza-se de partes do biosinal para ser uma ferramenta de classificação no futuro — finalmente, a classifica-se o sinal e um resultado é gerado. Essas fases mencionadas fazem parte das duas primeiras etapas, "Armazenamento de modelo de usuário" e "Teste do Usuário".

Os sinais PPG e ECG filtrados são convertidos em valores discretos de amplitude em um intervalo de tempo. A partir disso, os sinais são analisados para que se realize a extração das características únicas do usuário. Para uma extração mais robusta, é obtida uma combinação de características de sinais PPG (a quantidade de picos em um determinado intervalo de tempo, a forma do vale e a forma do pico) e ECG (a distância entre picos e comprimento de onda) para ser usada futuramente na autenticação do usuário. A filtragem utiliza parâmetros ajustados aos sinais PPG e ECG de acordo com os sensores utilizados na captura dos dados [62]. Para maximizar o modelo, uma equação matemática simples e eficaz é proposta para processar o sinal PPG nos dispositivos vestíveis.

O algoritmo funciona em um dispositivo vestível. Assim, leva-se em conta todos os aspectos e limitações para um cenário real, tais como baixo processamento e baixa capacidade de armazenamento. Os sinais PPG e ECG são usados na escolha de filtros, tempo de armazenamento, tempo de teste e a forma como eles serão tratados. Assim, a primeira etapa realiza o armazenamento e criação do modelo do usuário (as características dos sinais que definem o usuário).

5.1.1 Armazenamento de Modelo de Usuário

Após a coleta de sinais PPG ou ECG, pré-processar devidamente à remoção de interferências causadas por diferentes ruídos, como interferência eletromagnética, luminosidade, entre outros. Em geral, usar um filtro de *software* para remover esses ruídos para que se possa fazer uma melhor interpretação dos sinais.

5.1.1.1 Picos de sinal filtrados e segmentação de sinal

. Após a fase de filtragem, aplicar os algoritmos às séries temporais (sinais) para identificar os picos (pontos mais altos) em suas formas de onda. Esses picos são usados para definir os pontos de referência para sua segmentação. Quando o algoritmo identifica os picos, ele segmenta o sinal em várias janelas para armazenar os picos identificados antes

e depois de sessenta amostras de dados.

5.1.1.2 Batimentos Normalizados

. Nesta etapa, cada janela de batimento é sobreposta e alinhada através do pico. Utilizado como o centralizador das janelas, o pico permite correlacionar todos os batimentos e calcular o “batimento médio do usuário”. Esta média é referenciada como identificador do usuário e será utilizada para sua identificação. A Figura 11 ilustrar o resultado das janelas de ondas sobrepostas em uma única janela na primeira figura da esquerda para direita e o batimento médio do usuário gerado a partir delas em azul na segunda figura.

5.1.1.3 Correlação entre Batimentos e Média

. Após a criação do batimento médio, é necessário calibrar a identificação do usuário. Uma vez que o processo de armazenamento do modelo ocorre anteriormente à autenticação, o algoritmo deve utilizar as próprias ondas que geraram a média para a calibração. De maneira breve, pode-se considerar que o objetivo desta etapa é encontrar o valor de maior distancia de correlação entre um batimento e o “batimento médio”, pois, esse batimento ainda é originária de um mesmo usuário. Cada batimento é correlacionado com a média. Para cada batimento, marca-se o valor mais próximo de 1 daquela janela, o que determina o ponto em que as ondas são mais próximas. Dentre todos os valores de correlação armazenados, o mais distante de 1 é definido como limiar de identificação do usuário, pois define o valor em que as ondas de um usuário estava mais “diferente” de todas as outras.

5.1.1.4 Criação do Modelo

. Essa etapa finaliza o processo de registro de um usuário no sistema. Nesta etapa, cada usuário registrado terá um modelo de “batimento médio” de referência armazenado no sistema e esse modelo é o produto final obtido na etapa de **Batidas Normalizadas** descrito. Além disso, cada usuário registrado possuirá também um limiar de identificação, fornecido pela correlação entre **Batimentos e Média**. Durante a tentativa de autenticação, o modelo de referência será comparado ao identificador do usuário (calculado *online* e explicado posteriormente) gerado do processo de autenticação. O identificador do usuário é correlacionado com a média do usuário armazenado e, caso a correlação seja acima que o limiar, o usuário é autenticado. Na Figura 12 a correlação está ilustrada no gráfico a esquerda onde os batimentos e a média que já foram calculados e no gráfico da direita o modelo atingiu-se o limiar, neste caso, ficou aproximadamente dos 100%.

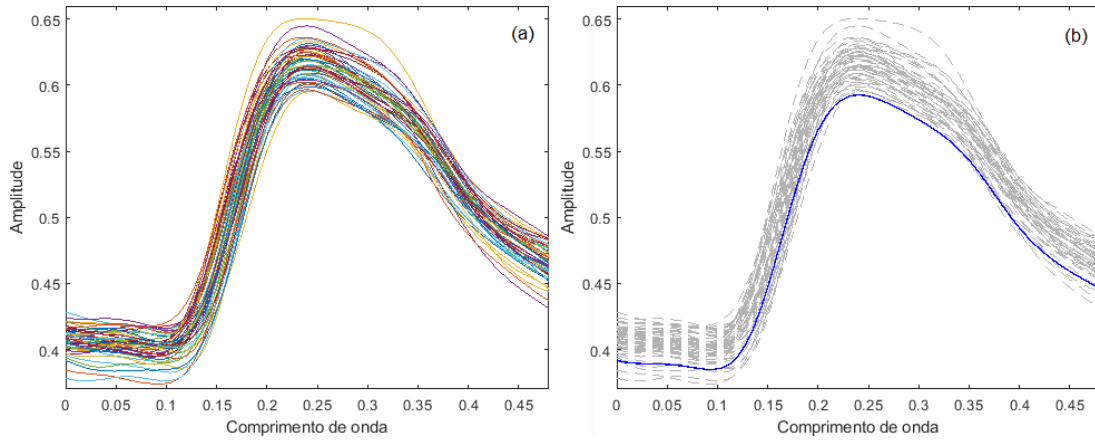


Figura 11: (a) Ondas Normalizadas x (b) Média dos Batimentos

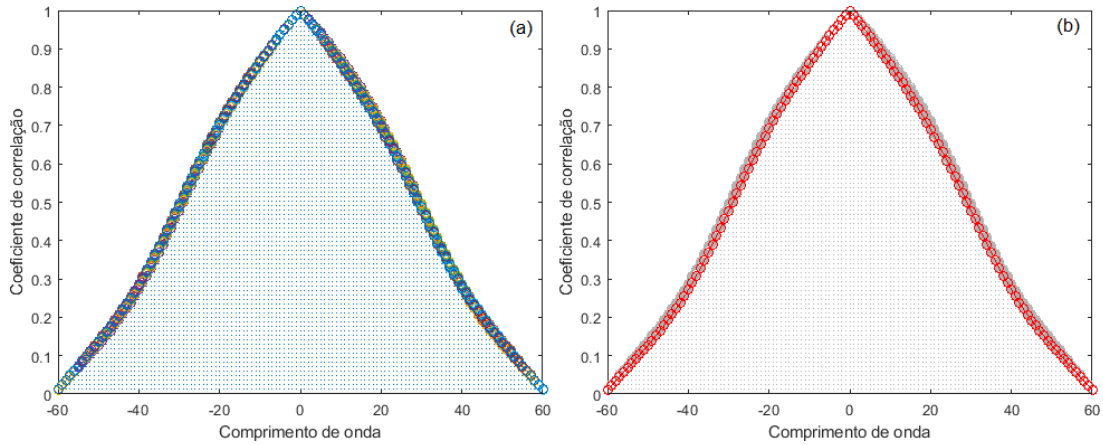


Figura 12: (a) Correlação da Média x (b) Modelo do Usuário

5.1.2 Teste do Usuário

Esta etapa é o momento no qual o usuário tentará se autenticar no sistema. A partir do seu modelo já armazenado no dispositivo vestível, o usuário terá que armazenar uma nova média de batimentos cardíacos, a qual será comparada ao valor de referência já armazenado na primeira etapa do algoritmo, descrita na Subseção 5.1.1. Ou seja, os passos para se atingir a média são os mesmos utilizados na etapa de armazenamento de modelo de usuário, mas com uma mudança nos parâmetros para ajustar o tempo e a quantidade máxima de picos (Mpt) para teste do usuário, calculada pela Equação 5.1, que equivale à metade do máximo de picos calculados para o armazenamento do modelo do usuário (Mpa), diminuindo, assim, o tempo de processamento pela metade.

$$Mpt = \frac{Mpa}{2} \quad (5.1)$$

5.1.3 Correlação do Usuário

A última etapa do algoritmo consiste em utilizar os dados adquiridos na etapa de armazenamento do modelo do usuário e os dados adquiridos na etapa de teste do usuário, e a média dos batimentos cardíacos para realizar a correlação entre esses dados. Assim é feita a identificação das pessoas para conseguir atingir o resultado. Os valores da média dos batimentos do usuário devem atingir ou ultrapassar o valor do limiar que o modelo gerou. Realiza-se, assim, uma estimativa da correlação determinística entre os dois valores [60]. Para tal, a Equação 5.2 foi utilizada, onde R é o valor final da correlação, x é os dados do primeiro valor (dados discretos do primeiro sinal), y é os dados do segundo valor (dados discretos do segundo sinal) e n e m que são as dimensões da matriz de correlação.

$$R_{xy}(m) = E\{x_n + y_{mn}\} = E\{x_n \times y_{n-m}\} \quad (5.2)$$

5.1.4 Taxa de Erros

Como os sinais PPG e ECG brutos possuem muitos ruídos, uma equação matemática é proposta para diminuir a taxa de erros final e aumentar a acurácia do modelo. A Equação 5.3 exemplifica como se calcula a taxa para minimizar os erros, aplicada somente ao sinal PPG, pois a equação é sempre aplicada ao sinal que atinge o valor inicial de acurácia de maior valor, pois esse resultado irá tender ao 100%. O valor de Referência Final (VRF) é o valor da taxa de erros alcançada a partir da primeira equação, Taxa de Erros (TE) é o valor em porcentagem de falsos positivos atingido pelo sinal de maior acurácia e o Tempo de Aquisição (TA), tempo total que o sinal PPG vai ser verificado e Tempo de Fases (TF), tempo para cada fase em segundos que o sinal PPG é verificado. A partir da taxa de erros final calculada, apromorou-se a acurácia calculada pela Equação 5.4.

$$VRF = TE^{\frac{TA}{TF}} \quad (5.3)$$

$$Acurácia = 1 - VRF \quad (5.4)$$

5.2 Avaliação

Esta seção descreve a avaliação das etapas do método, onde consiste no algoritmo e na equação para diminuição da taxa de erros na identificação dupla e discuti-se os resultados obtidos. O método foi implementado e analisado a partir do software MATLAB, v.R2018a (Math-works, EUA), e projetado para funcionar em janelas independentes. Adotou-se uma base de dados independente e pública, chamada BIDMC [63], a qual contém formas simultâneas de dados PPG e ECG de 53 indivíduos. Foi extraído o segmento do segundo até o terceiro minuto de gravação de cada um desses dados, o qual foi utilizado para avaliar o desempenho de diferentes algoritmos para estimar a taxa res-

piratória dos sinais PPG e ECG dos 53 indivíduos [42]. Os resultados obtidos a partir da aplicação do método dividido em três etapas (Subseções 5.1.1, 5.1.2 e 5.1.3) e a equação citada na Seção 5.1.4 para diminuição da taxa de erros ao identificar usuários a partir dos sinais PPG e ECG serão apresentados a seguir.

5.2.1 Resultados

Para o sinal PPG, aplicou-se na fase de filtragem o filtro *low-pass* Chebyshev I de primeira ordem. Como características disponíveis no sinal PPG são obtidas entre 0,5-5 Hz. Assim, a filtragem otimiza o sinal dentro desta faixa. Para o sinal ECG, aplicou-se o filtro Modwt de escala 4. As características do sinal ECG em torno da frequência de 150 Hz. A escolha destes filtros deve-se ao requisito de simplicidade, pois em geral os dispositivos vestíveis são equipados com microcontroladores de baixo poder computacional. A Figura 13 exibe o resultado da fase de filtragem para dos sinais PPG e ECG.

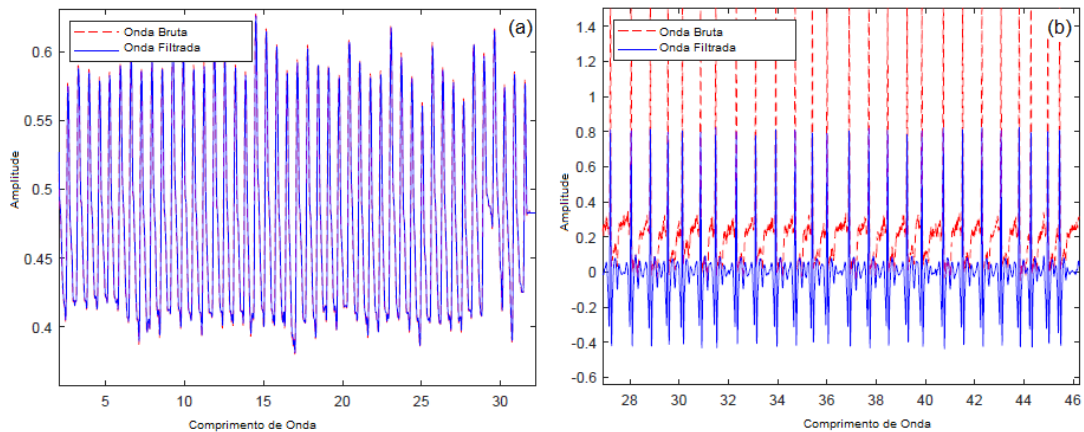


Figura 13: Ondas Brutas e Filtradas: (a) PPG e (b) ECG

Após a filtragem as fases da etapa de armazenamento do modelo de usuário seguem as mesmas fases para os dois tipos de sinais. Em algumas fases, são utilizadas funções da ferramenta Matlab para detecção de características dos sinais. Para a identificação dos picos dos sinais filtrados, a função *findpeaks* do MATLAB foi executada. Para os dois sinais utiliza-se um máximo de 10 picos detectados dentro de 1 minuto de captura para o armazenamento do modelo de usuário. A Figura 14 exibe o resultado. Na terceira fase, para normalizar as batidas, elas foram separadas em quantidades iguais ao número de picos detectados na fase anterior, assim 10 ondas são utilizadas. Na Figura 15 observa-se cada batimento (beat) sobreposto aos outros batimentos. Quarta fase, a partir da Figura 16 a criação da média de todos os batimentos, no qual chamo de *Average Beat*, em comparação a cada batimento extraído a partir dos picos.

Para as fases finais (correlação das médias e criação do limiar de identificação) do armazenamento tem-se a quinta fase, onde plota-se a correlação entre cada batimento individual em relação a média dos batimentos que foi criada, a Figura 17 exibe os bati-

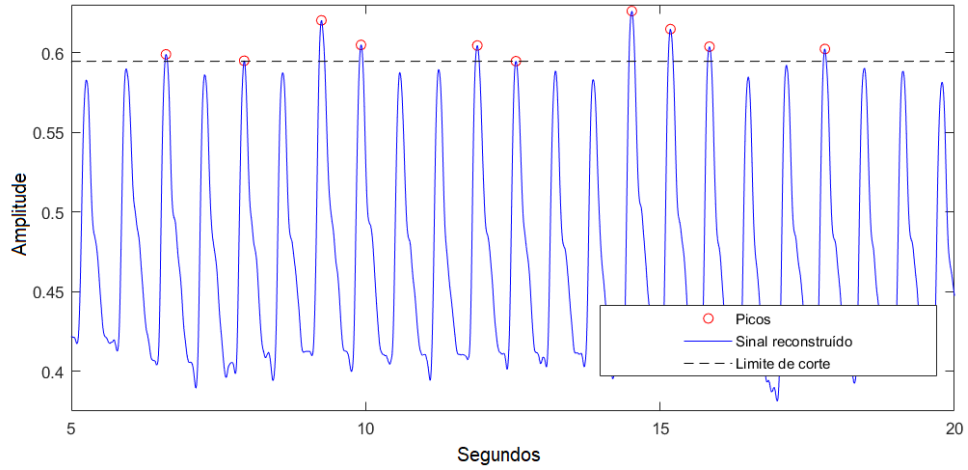


Figura 14: Picos Detectados

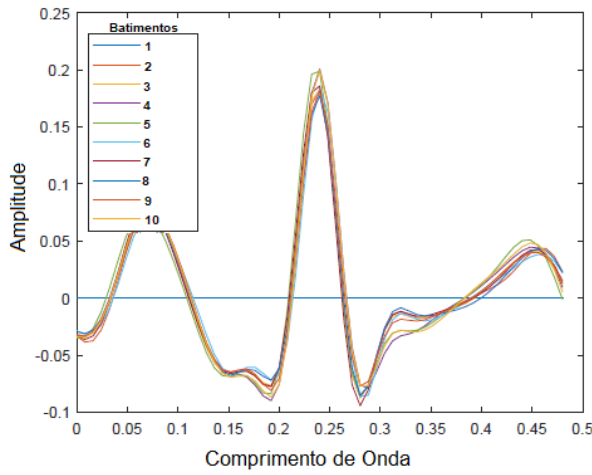


Figura 15: Ondas Normalizadas

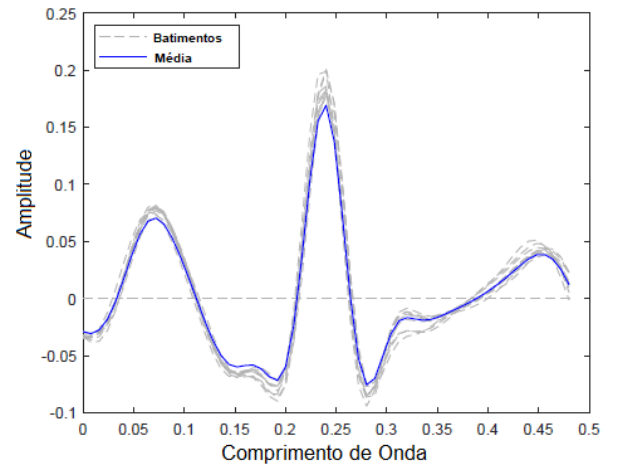


Figura 16: Média das Ondas Normalizadas

mentos. Para a fase final, a criação do modelo é gerado a partir da função de correlação cruzada CCF (*Cross-Correlation Function*), a fim de obter a média de correlação entre todos os segmentos sobrepostos. Esta função possibilita o cálculo da correlação entre duas séries distintas e seus respectivos intervalos de confiança. Baseada na média da correlação cruzada, calcula-se o limiar de autenticação, que servirá como modelo de referência para autenticar um usuário. Pode-se ver o limiar (linha azul pontilhada), no qual é chamado de *Threshold* criado na Figura 18, e o mínimo valor de referência a ser atingido para identificação chamado de *Min similarity score*.

Na etapa de teste do usuário, segue-se as quatro primeiras fases do algoritmo para o armazenamento de modelo de usuário e os casos de sucesso (positivos positivos) e insucesso (positivos negativos, negativos positivos e negativos negativos) contabilizados para o cálculo das fases apresentadas nos resultados. A Equação 5.1 é utilizada para calcular a quantidade de picos utilizadas no teste e minimiza o tempo de processamento para a autenticação. No caso, o resultado da equação utiliza metade de picos para o armazenamento, ou seja, cinco ondas dentro do período de 30 segundos de captura.

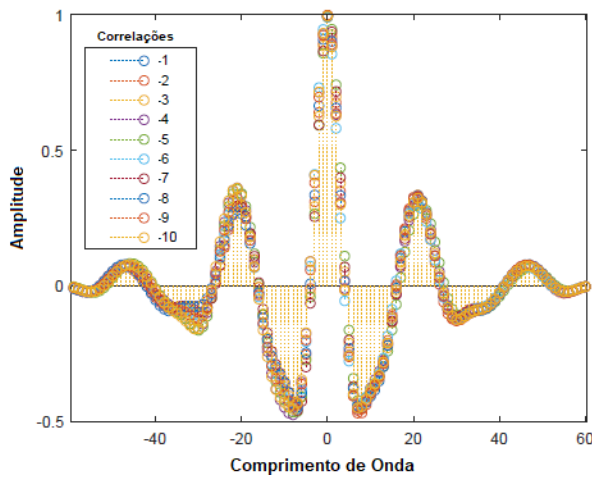


Figura 17: Correlação das Médias das Ondas

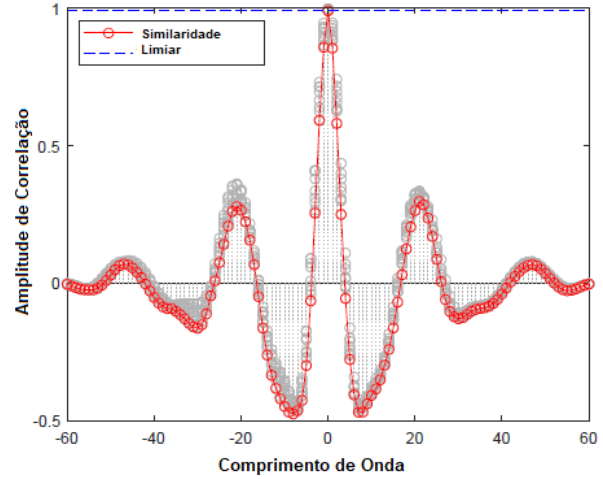


Figura 18: Limiar de Ident. do Usuário

Na etapa de correlação, compara-se o modelo de referência com a média obtida a partir das ondas para os usuários. Para indicar a similaridade para autenticar o usuário, o valor da média deve atingir o valor de referência criado. A Figura 19 exibe o valor alcançado e confirma a identificação do usuário. Aos valores de média que atingem os valores de referências de outros usuários, considera-se os falsos positivos no algoritmo quando o sistema indica permissão por um sinal e negação pelo outro sinal, por exemplo: o usuário é permitido pelo sinal ECG mas negado pelo sinal PPG, tendo em vista que o laço criado no cálculo matemático para taxa de erros irá negar esse falso positivo permitido no sinal ECG. Por conta dessa taxa de erros, é proposto o modelo matemático representado na Secção 5.1.4, adotou-se: para o sinal PPG a divisão dos 30 segundos de teste, em 3 etapas de validação de 10 segundos para que a taxa de erros seja minimizada. Em cada etapa de 10 segundos se o usuário for um falso positivo, o valor para a próxima etapa de 10 segundos será novamente um falso positivo e assim também para os últimos 10 segundos. O valor da taxa de erros é reutilizado em cada etapa, para diminuir as chances de um falso positivo. Para o sinal ECG são utilizados os 30 segundos de teste totais. A Figura 20 exibe a taxa de erros alcançada pelo sistema.

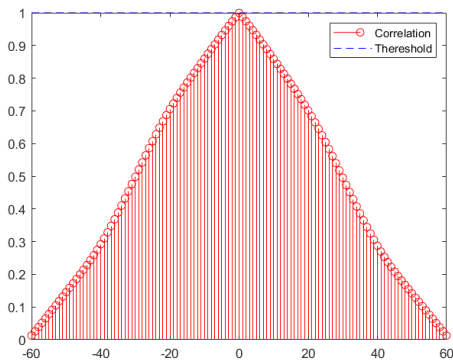


Figura 19: Identificação do Usuário

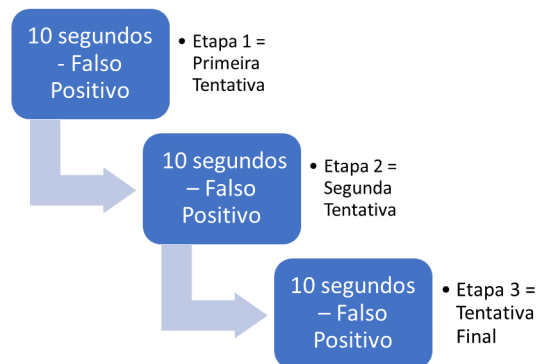


Figura 20: Taxa de Erros para Sinal PPG

O valor de referência principal para a validação foi a taxa de erros para autenticação dos usuários. Nesse caso, o erro é calculado a partir da taxa dos falsos positivos, já que não houveram falsos negativos. A Tabela 2 mostra a quantidade obtida de verdadeiros positivos (VP), de falsos positivos (FP), de verdadeiros negativos (VN), de falsos negativos (FN), o total de inferências, acurácia do modelo sem equação da taxa de erros e a acurácia do modelo com a equação da taxa de erros. O sistema de autenticação obteve para o base de dados BIDMC I os melhores resultados em comparação ao estado da arte. O sistema obteve uma acurácia de 94,1% para o sinal PPG sem o cálculo de erros e 99,98% com o cálculo da taxa de erros. O sinal ECG atingiu 88,79% de acurácia para um total de 2809 inferências para cada sinal. O modelo foi testado para todos os 53 usuários para todos para os dois sinais PPG e ECG. Mesmo com a filtragem para diminuir os ruídos e as ondas eletromagnéticas que interferem na captura dos sinais, pode-se perceber no mapa de autenticação 21 que alguns usuários tiveram mais falsos positivos do que outros por conta do modelo que foi gerado.

Tabela 2: Base de Dados BIDMC

Sinal	VP	FP	VN	FN	Inferências	Acurácia
PPG	53	166	2590	0	2809	94,1%
ECG	53	310	2446	0	2809	88,79%

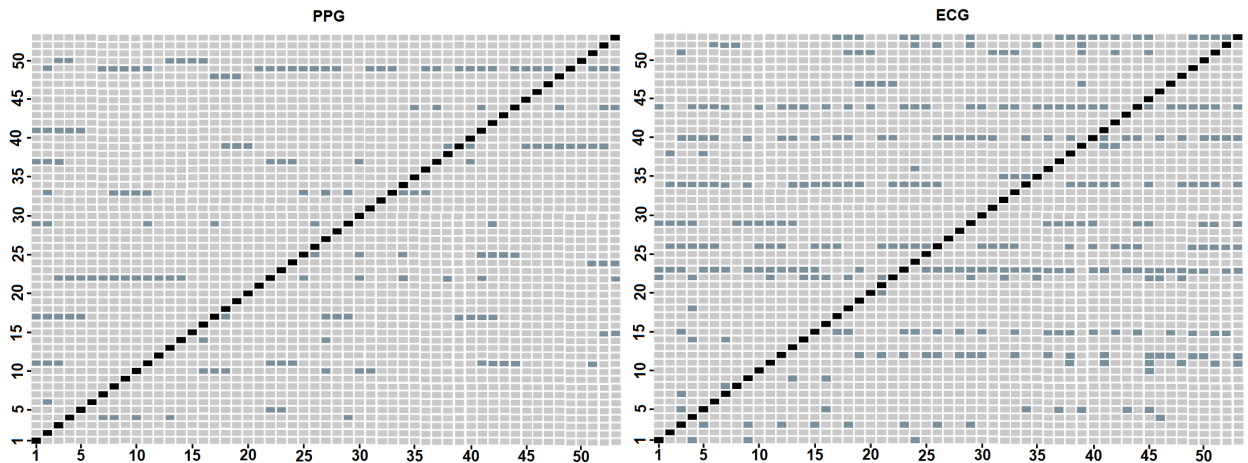


Figura 21: Mapa de Autenticação a partir dos Sinais PPG e ECG

5.3 Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresentou um modelo de identificação dupla de usuário de dispositivos vestíveis. O modelo consiste de um algoritmo e de uma equação para cálculo da taxa de erros de autenticação de usuário através de sinais ECG e PPG, os quais foram coletados de 53 indivíduos de forma não intrusiva e em local controlado. Estes dados serviram de referência para o cálculo da acurácia, dos falsos positivos e negativos e dos

verdadeiros positivos e negativos. A acurácia obtida para o sinal PPG foi de até 99,98% e para o sinal ECG foi igual a 88,79%. Para os 53 usuários, foram obtidos todos os verdadeiros positivos, poucos falsos positivos e nenhum falso negativo. Isso se deve à qualidade de algumas capturas dos sinais vitais. Os resultados dos experimentos com o sistema indicam a viabilidade dos sinais PPG e ECG como autenticadores biométricos.

CAPÍTULO 6

Conclusão

Esta dissertação propôs um SID de usuários através de dispositivos vestíveis dos sinais PPG e ECG. De forma separada, foi realizado um estudo de parâmetros para uma filtragem desses sinais, a fim de melhorar sua qualidade para extração de suas características as quais foram utilizadas para o modelo de autenticação dupla, tendo assim, um sistema de autenticação seguro e otimizado.

O uso de sinais PPG e ECG como identificadores de usuários é altamente eficiente para diversas aplicações, uma vez que dispositivos vestíveis podem ser utilizados de diversas formas. Dispositivos eletrônicos que necessitam de identificação também podem ser utilizados e equipados com as métricas para sinais vitais. A necessidade de novas abordagens para sinais PPG e ECG para melhorar o conhecimento de parâmetros exatos de filtragem através de filtros digitais baseados em *software* para a identificação de pessoas é inevitável.

Um novo método de filtragem e extração de picos de sinais ECG e PPG foi apresentado. A avaliação do modelo empregado é um conjunto de parâmetros que podem ser utilizados em diferentes bases de dados. Desde as etapas de filtragem, extração de picos e correlação de acordo com o tipo de sinal e métricas utilizadas, os resultados indicaram correlação de 80% entre todo o sinal bruto e o sinal filtrado. Portanto, isso indica que a filtragem desses sinais foi realizada de forma satisfatória. As técnicas de escolha de parâmetros, de filtros escolhidos e a forma de serem utilizados também podem ser aplicados a outros sinais que possuam características semelhantes. O uso dos filtros para retirada de ruídos e falsas ondas eletromagnéticas que interferem nos sinais, melhora o desempenho desses sinais para a extração de suas características dos mesmos.

Esta dissertação também apresentou um modelo de identificação dupla de usuário de dispositivos vestíveis através de sinais PPG e ECG. O modelo consiste de um algoritmo e uma equação matemática para calcular a taxa de erro de autenticação usando as

características dos sinais ECG e PPG. Os sinais servem como dados de referência para o cálculo da acurácia, falsos positivos e negativos, e verdadeiros positivos e negativos. A acurácia para o sinal PPG foi de 99,98%, e para o sinal ECG foi igual a 88,79%. Para todos os usuários, foram obtidos todos os verdadeiros positivos, poucos falsos positivos, e nenhum falsos negativos, devido à qualidade dos sinais vitais utilizados. Os resultados indicam a viabilidade do uso de sinais PPG e ECG como autenticadores biométricos.

6.1 Trabalhos Futuros

Para trabalhos futuros, pretende-se desenvolver um estudo com técnicas de aprendizagem de máquina para aperfeiçoar o modelo de autenticação dupla. Pretende-se explorar dispositivos com uma maior imunidade aos problemas inerentes à obtenção dos sinais e melhorar a extração de suas características.

É pertinente também investigar o impacto dos mecanismos de classificação na identificação de usuários em dispositivos vestíveis, o quanto os parâmetros influenciam na melhoria da classificação de outras características de sinais PPG e ECG e a aplicação do método em outros biosinais.

6.2 Produção Acadêmica

Os resultados obtidos nesta dissertação de mestrado foram publicados nos seguintes eventos:

1. **Bastos, L.**, Rosário, D., Cerqueira, E., Santos, A., Nogueira, M. (2019, November). Filtering Parameters Selection Method and Peaks Extraction for ECG and PPG Signals. In 2019 *IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM)* (pp. 1-6). IEEE.
2. **Bastos, L.**, Tavares, T., Rosário, D., Cerqueira, E., Santos, A. Nogueira, M. (2020, Março). Double Authentication Model based on PPG and ECG Signals. *International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC 2020)*.

6.3 Outras Produções

1. Cerqueira, Eduardo ; Resque, Paulo ; Medeiros, Iago ; **Bastos, L.** ; Santos, Alex ; Tavares, Thais ; Rosário, Denis ; Santos, Aldri ; Nogueira, Michele . Autenticação usando Sinais Biométricos: Fundamentos, Aplicações e Desafios. Jornada de Atualização em Informática 2019. 2aed.: SBC, 2019, v. , p. 149-195.

Referências Bibliográficas

- 1 KARIMIAN, N.; TEHRANIPOOR, M.; FORTE, D. Non-fiducial ppg-based authentication for healthcare application. In: IEEE. **Biomedical & Health Informatics (BHI), 2017 IEEE EMBS International Conference on**. [S.l.], 2017. p. 429–432. Citado 5 vezes nas páginas xi, 7, 8, 14, and 15.
- 2 DALUZ, H. **Fundamentals of Fingerprint Analysis**. Taylor & Francis, 2014. ISBN 9781466597976. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=p4xqBAAAQBAJ>. Citado na página 1.
- 3 RESQUE, P. et al. An investigation of different machine learning approaches for epileptic seizure detection. In: IEEE. **2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)**. [S.l.], 2019. p. 301–306. Citado na página 1.
- 4 TRAURING, M. Automatic comparison of finger-ridge patterns. **Nature**, v. 79, 1963. ISSN 0167-8655. Citado na página 1.
- 5 PRUZANSKY, S. Pattern-matching procedure for automatic talker recognition. **J. Acoust. Soc. Am.** **35**, v. 73, 1963. ISSN 354–358. Citado na página 1.
- 6 BLEDSOE, W. Man-machine facial recognition. **Technical Report, PRI 22 - Panoramic Research, Inc.**, v. 73, 1966. Citado 2 vezes nas páginas 1 and 2.
- 7 MAUCERI, A. Feasibility study of personal identification by signature verification. **Technical Report SID65-24 North American Aviation**, 1965. Citado na página 1.
- 8 EL-AMRAWY, F.; NOUNOU, M. I. Are currently available wearable devices for activity tracking and heart rate monitoring accurate, precise, and medically beneficial? **Healthcare informatics research**, v. 21, n. 4, p. 315–320, 2015. Citado na página 1.
- 9 JAIN, A. K.; NANDAKUMAR, K.; ROSS, A. 50 years of biometric research: Accomplishments, challenges, and opportunities. **Pattern Recognition Letters**, v. 79, p. 80 – 105, 2016. ISSN 0167-8655. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865515004365>. Citado na página 2.

- 10 MARSICO, M. D.; MECCA, A. A survey on gait recognition via wearable sensors. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, ACM, v. 52, n. 4, p. 86, 2019. Citado na página 2.
- 11 Barros, A. et al. Heart of iot: Ecg as biometric sign for authentication and identification. In: **2019 15th International Wireless Communications Mobile Computing Conference (IWCMC)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 307–312. ISSN 2376-6492. Citado 2 vezes nas páginas 2 and 6.
- 12 CHEN, C.; JAFARI, R.; KEHTARNAVAZ, N. A survey of depth and inertial sensor fusion for human action recognition. **Multimedia Tools and Applications**, Springer, v. 76, n. 3, p. 4405–4425, 2017. Citado na página 2.
- 13 SUN, H. et al. A practical cross-domain ecg biometric identification method. 2019. Citado na página 2.
- 14 SANTOS, A. et al. Ecg-based user authentication and identification method on vanets. In: **Proceedings of the 10th Latin America Networking Conference (LANC '18)**. New York, NY, USA: ACM, 2018. p. 119–122. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/3277103.3277138>. Citado na página 2.
- 15 YANG, W. et al. A cancelable iris-and steganography-based user authentication system for the internet of things. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 19, n. 13, p. 2985, 2019. Citado na página 3.
- 16 SERVATI, A. et al. Novel flexible wearable sensor materials and signal processing for vital sign and human activity monitoring. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 7, p. 1622, 2017. Citado na página 3.
- 17 YADAV, U.; ABBAS, S. N.; HATZINAKOS, D. Evaluation of ppg biometrics for authentication in different states. In: IEEE. **2018 International Conference on Biometrics (ICB)**. [S.l.], 2018. p. 277–282. Citado 4 vezes nas páginas 3, 4, 8, and 21.
- 18 NAKAYAMA, F. et al. Autenticação contínua e segura baseada em sinais ppg e comunicação galvânica. In: SBC. **Anais do XXXVII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos**. [S.l.], 2019. p. 707–720. Citado na página 3.
- 19 NAKAYAMA PAULO LENZ, B. C. S. B. D. R. K. C. M. N. E. C. A. S. F. Autenticação contínua e segura baseada em sinais ppg e comunicação galvânica. SBRC, p. 14, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 3, 11, and 14.
- 20 VHADURI, S.; POELLABAUER, C. Summary: Multi-modal biometric-based implicit authentication of wearable device users. **arXiv preprint arXiv:1907.06563**, 2019. Citado na página 4.
- 21 CERQUEIRA, E. et al. Autenticação usando sinais biométricos: Fundamentos, aplicações e desafios. In: **38 Jornada de Atualização em Informática (JAI) do XXXIX Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (CSBC 2019)**. SBC, 2019. p. 149–195. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5753/sbc.471.7.04>. Citado 5 vezes nas páginas 7, 8, 9, 10, and 11.

- 22 BONISSI, A. et al. A preliminary study on continuous authentication methods for photoplethysmographic biometrics. In: IEEE. **Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS), 2013 IEEE Workshop on**. [S.l.], 2013. p. 28–33. Citado 2 vezes nas páginas 7 and 15.
- 23 SANCHO, J.; ALESANCO, Á.; GARCÍA, J. Biometric authentication using the ppg: A long-term feasibility study. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 5, p. 1525, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 7 and 15.
- 24 NAKAYAMA, F. et al. Autenticação contínua e segura baseada em sinais ppg e comunicação galvânica. In: **Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC)**. [S.l.: s.n.], 2019. Citado na página 8.
- 25 ALLEN, J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. **Physiological measurement**, IoP Publishing, v. 28, n. 3, p. R1, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 8, 9, and 20.
- 26 SARKAR, A.; ABBOTT, A. L.; DOERZAPH, Z. Biometric authentication using photoplethysmography signals. In: IEEE. **Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS), 2016 IEEE 8th International Conference on**. [S.l.], 2016. p. 1–7. Citado 2 vezes nas páginas 8 and 9.
- 27 CLARK, V. L.; KRUSE, J. A. Clinical methods: the history, physical, and laboratory examinations. **Jama**, American Medical Association, v. 264, n. 21, p. 2808–2809, 1990. Citado na página 9.
- 28 POLITI, M. T. et al. The dicrotic notch analyzed by a numerical model. **Computers in biology and medicine**, Elsevier, v. 72, p. 54–64, 2016. Citado na página 9.
- 29 GU, Y.; ZHANG, Y.; ZHANG, Y. A novel biometric approach in human verification by photoplethysmographic signals. In: IEEE. **Information Technology Applications in Biomedicine, 2003. 4th International IEEE EMBS Special Topic Conference on**. [S.l.], 2003. p. 13–14. Citado na página 9.
- 30 BIEL, L. et al. Ecg analysis: a new approach in human identification. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 50, n. 3, p. 808–812, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 9 and 16.
- 31 ODINAKA, I. et al. Ecg biometric recognition: A comparative analysis. **IEEE Transactions on Information Forensics and Security**, IEEE, v. 7, n. 6, p. 1812–1824, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 10, 16, and 17.
- 32 REZGUI, D.; LACHIRI, Z. Ecg biometric recognition using svm-based approach. **IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering**, Wiley Online Library, v. 11, p. S94–S100, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 10 and 16.
- 33 KARLEN, W. et al. Capnabase: Signal database and tools to collect, share and annotate respiratory signals. In: SOCIETY FOR TECHNOLOGY IN ANESTHESIA. **2010 Annual Meeting of the Society for Technology in Anesthesia**. [S.l.], 2010. p. 25–25. Citado 2 vezes nas páginas 12 and 21.

- 34 GOLDBERGER, A. L. et al. Physiobank, physiotoolkit, and physionet. **Circulation**, v. 101, n. 23, 2000. Citado na página 12.
- 35 SELESNICK, I. W.; BURRUS, C. S. Generalized digital butterworth filter design. **IEEE Transactions on signal processing**, IEEE, v. 46, n. 6, p. 1688–1694, 1998. Citado na página 12.
- 36 ANTONIOU, A. **Digital signal processing**. [S.l.]: McGraw-Hill, 2016. Citado na página 12.
- 37 MCCULLAGH, P. **Generalized linear models**. [S.l.]: Routledge, 2019. Citado na página 12.
- 38 PERCIVAL, D. B.; MOFJELD, H. O. Analysis of subtidal coastal sea level fluctuations using wavelets. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis Group, v. 92, n. 439, p. 868–880, 1997. Citado na página 13.
- 39 LIANG, Y. et al. An optimal filter for short photoplethysmogram signals. **Scientific data**, Nature Publishing Group, v. 5, p. 180076, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 14 and 15.
- 40 SALANKE, N. G. R. et al. Enhancement in the design of biometric identification system based on photoplethysmography data. In: IEEE. **Green High Performance Computing (ICGHPC), 2013 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2013. p. 1–6. Citado na página 15.
- 41 CAMARA, C. et al. Real-time electrocardiogram streams for continuous authentication. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier, 2018. Citado na página 15.
- 42 GOLDBERGER, A. L. et al. Physiobank, physiotoolkit, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals. **Circulation**, Am Heart Assoc, v. 101, n. 23, p. e215–e220, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 16 and 29.
- 43 ZHANG, Y.; WU, J. Practical human authentication method based on piecewise corrected electrocardiogram. In: IEEE. **Software Engineering and Service Science (ICSESS), 2016 7th IEEE International Conference on**. [S.l.], 2016. p. 300–303. Citado na página 16.
- 44 TOMLINSON, W. J. et al. Secure on-skin biometric signal transmission using galvanic coupling. In: **IEEE INFOCOM**. [S.l.: s.n.], 2019. Citado na página 16.
- 45 ZHANG, Y. et al. Pea: Parallel electrocardiogram-based authentication for smart healthcare systems. **Journal of Network and Computer Applications**, v. 117, p. 10 – 16, 2018. ISSN 1084-8045. Citado na página 16.
- 46 BA-HAMMAM, A. et al. Authentication using ecg signals. In: IEEE. **2017 International Conference on Electrical and Computing Technologies and Applications (ICECTA)**. [S.l.], 2017. p. 1–4. Citado na página 16.
- 47 IRVINE, J. et al. Heart rate variability: a new biometric for human identification. In: **Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence (IC-AI'01)**. [S.l.: s.n.], 2001. p. 1106–1111. Citado na página 16.

- 48 KYOSO, M.; UCHIYAMA, A. Development of an ecg identification system. In: IEEE. **Engineering in medicine and biology society, 2001. Proceedings of the 23rd annual international conference of the IEEE**. [S.l.], 2001. v. 4, p. 3721–3723. Citado na página 16.
- 49 PAGE, A.; KULKARNI, A.; MOHSENIN, T. Utilizing deep neural nets for an embedded ecg-based biometric authentication system. In: IEEE. **2015 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)**. [S.l.], 2015. p. 1–4. Citado na página 17.
- 50 BIRRENKOTT, D. A. et al. A robust fusion model for estimating respiratory rate from photoplethysmography and electrocardiography. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 65, n. 9, p. 2033–2041, 2018. Citado na página 17.
- 51 BLASCO, J.; PERIS-LOPEZ, P. On the feasibility of low-cost wearable sensors for multi-modal biometric verification. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 9, p. 2782, 2018. Citado na página 17.
- 52 VHADURI, S.; POELLABAUER, C. Wearable device user authentication using physiological and behavioral metrics. In: IEEE. **2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)**. [S.l.], 2017. p. 1–6. Citado na página 17.
- 53 ORJUELA-Cañón, A. D. et al. Onset and peak pattern recognition on photoplethysmographic signals using neural networks. In: SPRINGER. **Iberoamerican Congress on Pattern Recognition**. [S.l.], 2013. p. 543–550. Citado na página 17.
- 54 KAVSAOĞLU, A. R.; POLAT, K.; BOZKURT, M. R. A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with ppg signals. **Computers in biology and medicine**, Elsevier, v. 49, p. 1–14, 2014. Citado na página 18.
- 55 GRAVINA, R. et al. Multi-sensor fusion in body sensor networks: State-of-the-art and research challenges. **Information Fusion**, Elsevier, v. 35, p. 68–80, 2017. Citado na página 18.
- 56 USTA, N.; YILDIZ, M. et al. Classification of ecg arrhythmia with machine learning techniques. In: IEEE. **2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)**. [S.l.], 2017. p. 546–549. Citado na página 20.
- 57 RAJALA, S. et al. Pulse arrival time (pat) measurement based on arm ecg and finger ppg signals-comparison of ppg feature detection methods for pat calculation. In: IEEE. **2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**. [S.l.], 2017. p. 250–253. Citado na página 20.
- 58 BLASCO, J. et al. A survey of wearable biometric recognition systems. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, ACM, v. 49, n. 3, p. 43, 2016. Citado na página 20.
- 59 SHAH, S. A. et al. Respiratory rate estimation during triage of children in hospitals. **Journal of medical engineering & technology**, Taylor & Francis, v. 39, n. 8, p. 514–524, 2015. Citado na página 20.

-
- 60 STOICA, P.; MOSES, R. L. et al. Spectral analysis of signals. Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 21 and 28.
- 61 PIMENTEL, M. A. et al. Toward a robust estimation of respiratory rate from pulse oximeters. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 64, n. 8, p. 1914–1923, 2017. Citado na página 21.
- 62 BASTOS, L. et al. Filtering parameters selection method and peaks extraction for ecg and ppg signals. In: **2019 IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. ISSN 2330-989X. Citado na página 25.
- 63 PIMENTEL, M. A. et al. Toward a robust estimation of respiratory rate from pulse oximeters. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 64, n. 8, p. 1914–1923, 2016. Citado na página 28.