

Autenticação de usuário baseada em ECG para dispositivos vestíveis usando transformada de Fourier de curto tempo

Se Young Chun *, Jae-Hwan Kang †, Hanvit Kim *, Chungho Lee †, Ian Oakley † e Sung-Phil Kim †
* Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, † Escola de Design e Engenharia Humana

Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia de Ulsan (UNIST), República da Coreia E-mails: {sychun, doskian, coreavit, fi lomaq, ianoakley, spkim }@unist.ac.kr

Abstracto—O eletrocardiograma (ECG) é uma biometria promissora.

Tem havido muita pesquisa sobre autenticação e identificação de usuário baseada em ECG, mas tem havido poucos trabalhos para investigar a biometria de ECG para sensores de ECG vestíveis autônomos, para tempo de resposta rápido usando um ECG de pulso único e para pequenos dispositivos vestíveis que podem ter limitado acesso às informações de ECG de terceiros.

Recentemente, o método de autenticação de usuário de ECG usando espectrograma produziu excelente desempenho de detecção. No entanto, o espectrograma utiliza apenas a magnitude da transformada de Fourier de curto tempo (STFT) e as informações de fase foram ignoradas para recursos de ECG. Neste artigo, abordamos os problemas de sensores de ECG vestíveis, tempo de resposta rápido e acesso limitado às informações de ECG de outras pessoas usando um novo método baseado em STFT que usa informações de fase.

Nosso método proposto rendeu 0,9% EER para conjuntos de dados de ECG de sensores de ECG vestíveis (15 sujeitos) e 2,2% EER (taxa de erro igual) para banco de dados público de ECG-ID (89 sujeitos).

Palavras-chave—Biométrico; ECG; informação de fase; tempo curto

Transformada de Fourier; dispositivo vestível

Eu eu NTRODUÇÃO

A biometria é uma alternativa promissora para autenticação e identificação de usuários [1]. A impressão digital e o rosto já são usados em muitos smartphones, tablets e sistemas de identificação de viajantes com passaportes eletrônicos. O eletrocardiograma (ECG) é outro candidato que pode ser usado como uma biometria autônoma ou como parte da biometria multimodal [1], [2]. As características do ECG, como onda P, complexo QRS e onda T são determinadas pela despolarização atrial, despolarização ventricular e repolarização ventricular de um coração [3] e sua singularidade depende da estrutura e do sistema de condução elétrica de um coração individual.

Muitos trabalhos de pesquisa anteriores investigaram a possibilidade de usar sinais de ECG como biométrico e produziram resultados promissores para autenticação e identificação do usuário [4]. Além disso, os sinais de ECG também podem fornecer a prova da vivacidade dos usuários [5]. Os sinais de ECG têm sido usados como biométrico, extraindo características duciais ou não duais. Características fiduciais de ECG, como amplitudes ou tempo de início de características PQRST, foram estimadas a partir de sinais de ECG brutos e essas características foram alimentadas em classificadores como a análise discriminante linear (LDA) [6], [7], [8]. Recursos não oficiais do sinal de ECG também foram usados para identificação do usuário, como principal

análise de componentes (PCA), distância mútua do ponto mais próximo, wavelet e espectrograma [9], [10], [11], [12]. Às vezes, recursos fiduciais e não fiduciais foram combinados [13], [14]. Uma recente análise comparativa completa de uma ampla gama de métodos é descrita em [15], [16].

Quase todas as pesquisas anteriores sobre identificação ou autenticação de usuário baseada em ECG investigaram sinais de ECG de uma derivação do tórax com múltiplos pulsos de ECG para teste (potencialmente exigindo pelo menos alguns segundos apenas para adquirir dados para autenticação) e assumindo que outras As informações de ECG estão disponíveis para uma redução de dimensionalidade de recursos ou para treinar classificadores, como máquina de vetor de suporte. No entanto, em muitos dispositivos pequenos, como relógios inteligentes vestíveis, smartphones ou notebooks, essas suposições podem não se manter. Os dados de ECG podem ser obtidos da ponta do dedo ou do pulso de um usuário que usa sensores de ECG vestíveis. Os usuários geralmente exigem tempos de resposta rápidos para autenticação do usuário, uma restrição que exige que o teste seja realizado em um único pulso de ECG. Além disso, esses pequenos sistemas podem ter acesso muito limitado às informações de ECG de outros usuários. Por exemplo, usuários regulares e invasores em potencial não compartilharão suas valiosas informações de ECG, pois podem querer proteger sua própria biometria ou invadir sistemas pequenos com maior possibilidade.

Neste artigo, abordamos os problemas de sensores de ECG vestíveis, tempo de resposta rápido e acesso limitado às informações de ECG de outras pessoas usando um novo método baseado na transformada de Fourier de curta duração (STFT). Trabalho recente de classificação de usuário de ECG por Odina *et al.* [12] o espectrograma usado, que é a magnitude do STFT, rendeu excelente desempenho de detecção [15]. No entanto, a fase contém informações estruturais do sinal que podem ser importantes como recursos de ECG. Até onde sabemos, a informação de fase do STFT nunca foi usada para algoritmos de autenticação baseados em ECG [15], [16]. Propomos o uso de informações de magnitude e fase de STFT complexo de um único pulso de ECG de um sensor de ECG do tipo pulseira e um detector simples usando distância euclidiana que não requer informações de ECG de outras pessoas. Nosso método proposto pode ser potencialmente usado para aplicativos de relógio inteligente ou outros dispositivos móveis conectados a eles sem fio.

Este trabalho foi financiado pelo Instituto de Promoção de Tecnologia de Informação e Comunicação (IITP), financiado pelo governo da Coreia (MSIP) (No. R0190-15-2054, Desenvolvimento de Tecnologia de Identificação Pessoal baseada em Sinais Biomédicos para Evitar Roubo de Identidade).

Na Seção II, descrevemos os métodos de pré-processamento de sinais de ECG, extração de recursos de ECG e autenticação de pequenos sistemas, como dispositivos vestíveis. Na Seção III, nós

apresentar configurações experimentais e resultados de simulação com nosso conjunto de dados de ECG preliminar de sensores de ECG vestíveis (15 assuntos) em termos de várias medidas de desempenho de detecção. Também avaliamos nosso método proposto com um banco de dados público maior de ECG de uma derivação de sensores de ECG regulares (89 indivíduos).

II. MÉTODOS

A. Pré-processamento de sinais de ECG

Um sensor de ECG vestível com dois eletrodos (Nymi band, Nymi Inc., Canadá) foi usado para adquirir os pulsos de ECG do sujeito. Durante a coleta de dados, um eletrodo está em contato com o dedo de uma mão e o outro eletrodo toca o pulso da outra mão, conforme ilustrado na Fig. 1. Um exemplo de sinais de ECG adquiridos do sensor de ECG vestível é mostrado na parte superior figura da Fig. 2. Em seguida, um filtro passa-banda Butterworth com a ordem 14 (banda passante = [2 Hz 40 Hz]) foi aplicado aos sinais de ECG para reduzir a oscilação da linha de base e o ruído de alta frequência. Os sinais de ECG resultantes são mostrados na parte inferior da Fig. 2. Observe que nenhuma interferência da linha de força foi observada nesses sinais de ECG vestíveis. O algoritmo Pan-Tompkin foi usado para detectar picos R como mostrado na parte inferior da Fig. 2 com marcas circulares [17].

B. Características de ECG: Transformada de Fourier de Curto Tempo

Muitos recursos de ECG foram investigados para autenticação ou identificação. Os recursos fiduciais do ECG, como onda (veja a figura amplitudes ou pontos de tempo de onda P, complexo QRS e T PQRST de pulso de superior da Fig. 3 para obter mais informações sobre os recursos não fi duciais do ECG, ECG) foram inicialmente usados [6], [7], [8] e componentes posteriores, o próprio pulso também foram usados, como os principais [10], [11], [12]. de ECG, wavelet ou espectrograma [9],

Entre eles, a autenticação do usuário de ECG usando log-normal é a magnitude ao espectrograma rendeu alto desempenho [12], [15]. Espectrograma (STFT) da seguinte quadrado da transformada de Fourier de curto tempo forma:

$$|X(m,w)|^2 \tag{1}$$

onde para determinado ECG Σ sinal $x[n]$ e uma função de janela $w[n]$, o tempo discreto STFT de $x[n]$ é

$$X(m,w) = \sum_n x[n] w[n-m] \exp(-j\omega n). \tag{2}$$

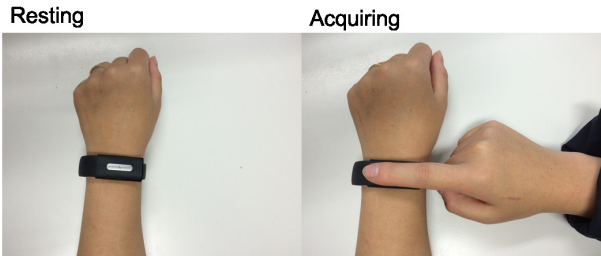


Fig. 1. Um exemplo de aquisição de ECG de sensores de ECG vestíveis. Um eletrodo está tocando um pulso enquanto o outro eletrodo está tocando a ponta do dedo quando os dados são adquiridos.

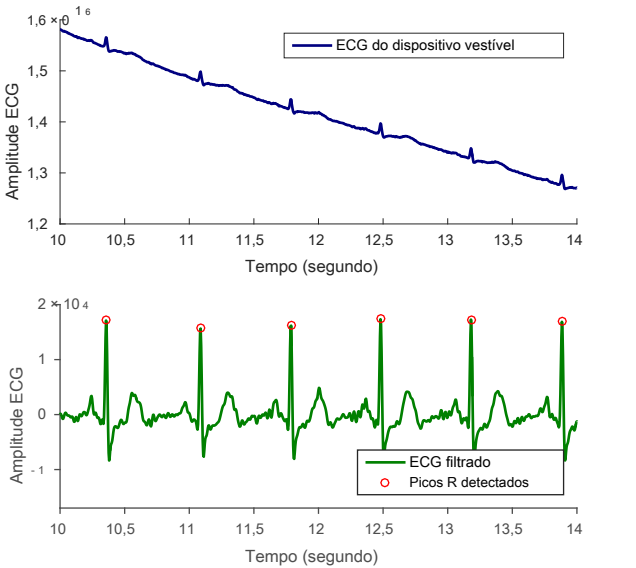


Fig. 2. Sinal de ECG do dispositivo vestível (sem unidade para amplitude de ECG) e sinal de ECG filtrado por banda para o mesmo sinal com picos R detectados usando o algoritmo Pan-Tompkin.

Uma escolha usual para a função de janela $w[n]$ é uma informação de alta janela. Avaliando $X(m,w)$ para muitos (m,w) pontos podem protime. Escolhemos 0,2 resolução Hamming vide com computação aumentada para $w[n]$ e incremento de segundo de largura de segundo suporte de função de janela = 5). A otimização desses 0,02 segundo para m ($m = 250 \text{ Hz} \times 0,02$ parâmetros pode potencialmente melhorar o desempenho de detecção.

O espectrograma em (1) pode fornecer excelentes espaços investigados em informações temporais sobre pulsos de ECG para identificação do usuário contém [12]. No entanto, informações de fase também de sinais [18]. Portanto, propomos informações importantes que caracterizam o conteúdo e as informações de fase do o uso de ambas as tarefas de autenticação de magnitude. A Fig. 3 mostra um STFT em (2) para o usuário baseado em ECG exemplo de magnitude imagem (figura do meio) e imagem de fase (figura de baixo).

C. Autenticação de usuário para sistemas pequenos

Odinaka *et al.* alcançou excelente desempenho usando dois métodos importantes: 1) seleção de recursos usando entropia relativa e 2) teste da razão de verossimilhança (que é conhecido como ótimo pelo lema de Neyman-Pearson). No entanto, eles exigem o conhecimento de um modelo normal ou informações de ECG de todos os indivíduos. Para muitos sistemas pequenos, como dispositivos vestíveis, as informações de ECG de outros podem não estar acessíveis. Portanto, propomos o uso de uma distância euclidiana simples da seguinte forma:

$$\begin{aligned} & \|X_1(m,w) - X_2(m,w)\|_2 < \tau \\ & \text{Onde } X_1 \text{ é um STFT complexo de um pulso de ECG registrado de um usuário (modelo de ECG) e } X_2 \text{ é um STFT complexo de uma entrada} \end{aligned} \tag{3}$$

Pulso de ECG para autenticação. Para limite fixo τ , H_1 é um hipótese de que o usuário de entrada é o usuário inscrito e H_0 é uma hipótese nula de que o usuário de entrada não é.

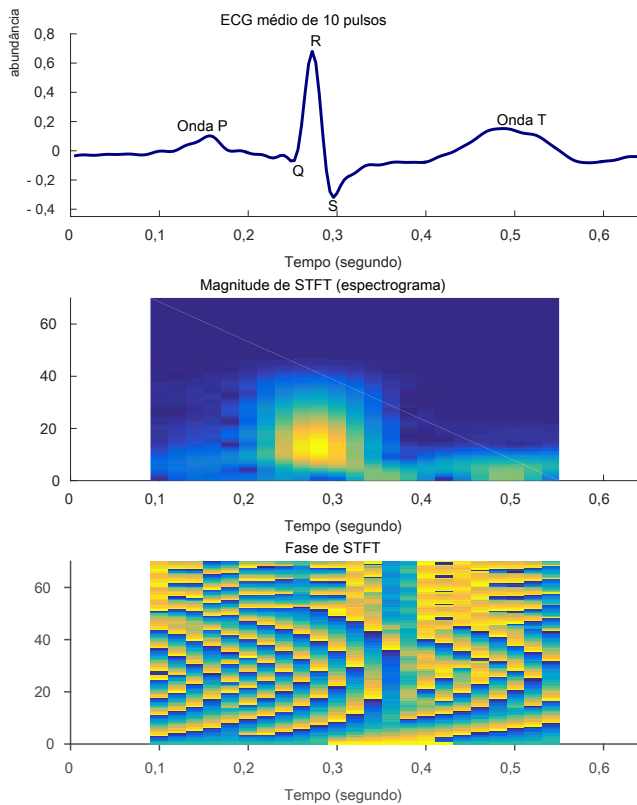


Fig. 3. ECG médio de 10 pulsos (ou modelo de ECG, no topo) com recursos de ECG (onda P, complexo QRS, onda T) e seu espectrograma (ou transformada de Fourier de curto tempo) com magnitude (meio) e ângulo (ou fase, inferior) usando janela de 0,2 segundos e incremento de 0,02 segundos.

III. RESULTS

A. Configurações da experiência

Dois trens de pulso de ECG de 2 minutos foram adquiridos usando sensores de ECG vestíveis para 15 indivíduos (10 homens, 5 mulheres) no mesmo dia. Um trem de pulso de ECG foi amostrado em 250 Hz. Em seguida, o algoritmo Pan-Tompkin foi usado para detectar picos R de um sinal de ECG filtrado por passa-banda e, em seguida, cada pulso de ECG foi selecionado com a duração de 0,64 segundos ou 160 amostras (-67, +92 amostras de cada R-pico) cobrindo todo o segmento PQRST. Dez pulsos de ECG foram selecionados para análise de cada uma das duas sessões registradas para cada participante. Os pulsos selecionados tinham a distância euclidiana mínima até o sujeito, por média de sessão, a fim de remover outliers devido a, por exemplo, instabilidades do dedo ou do contato do punho com os eletrodos do ECG. Para cada sujeito, a validação cruzada dupla foi realizada usando dois conjuntos de dez pulsos de dois registros, respectivamente.

Nosso método proposto também foi avaliado com um conjunto maior de dados de ECG públicos (ECG-ID, PhysioNet) contendo 89 indivíduos [19], [20]. Dois registros por sujeito que foram coletados no mesmo dia foram escolhidos neste estudo. Esses dados foram adquiridos

usando um sensor de ECG torácico de uma derivação com taxa de amostragem de 500 Hz e pré-processado com um filtro de deriva de linha de base usando decomposição wavelet, um filtro de ruído de linha de força usando um filtro bandstop adaptativo (50 Hz), um filtro de ruído de alta frequência usando Butterworth baixo filtro de passagem e um alisamento com tamanho de suporte de 5 [20].

STFT complexo foi obtido usando uma janela de Hamming de 0,2 segundos com tamanho de passo de 0,02 segundos. O MATLAB foi usado para todas as implementações (The Mathworks, Inc., Natick, MA, EUA).

B. Resultados de dois estudos

Nosso método proposto com STFT complexo foi aplicado ao nosso conjunto de dados de ECG de sensores vestíveis (15 sujeitos) e comparado com outros métodos (o próprio sinal de ECG usando distância euclidiana, espectrograma usando informações de magnitude apenas de STFT). A Fig. 4 mostra que a curva de característica de operação do receptor (ROC) de nosso método proposto rendeu uma curva ROC melhor do que o método baseado em espectrograma, mas curva ROC comparável ao método baseado em sinal de ECG. Em torno da taxa de falso alarme de 1%, nosso método proposto produziu a melhor probabilidade de detecção (ver Tabela I) entre todos os outros métodos, mas em alguns inferiores (em cerca de 0,5%) ou alguns superiores (em cerca de 3%), sinal de ECG simples método baseado produziu melhor poder de detecção do que todos os outros métodos. A Tabela I mostra que nosso método proposto rendeu melhor EER e poder de detecção na taxa de falso alarme de 1% do que outros métodos anteriores. Parece que mais dados de ECG de sensores vestíveis serão necessários para resultados mais robustos.

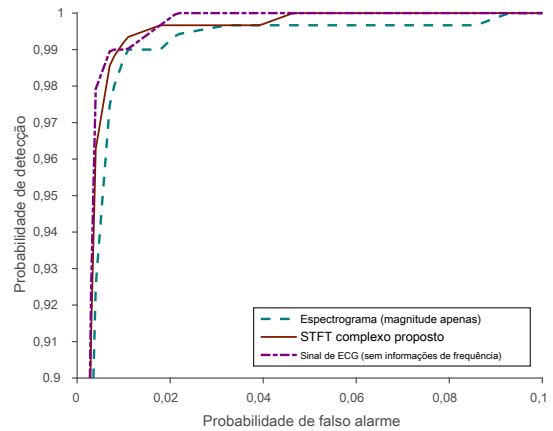


Fig. 4. Curvas ROC do método baseado em espectrograma, método proposto usando STFT complexo e método baseado em sinal de ECG usando distância euclidiana para conjunto de dados de ECG vestível (15 indivíduos). Nosso método proposto usando STFT complexo produziu melhor curva ROC do que o método baseado em espectrograma, mas curva ROC comparável ao método baseado em sinal de ECG simples.

TABELA I. PERFORMANCE S UMÁRIO PARA ECG BANCO DE DADOS DE SENSORES DE USO (15 ASSUNTOS). P_D É UMA PROBABILIDADE DE DETECÇÃO EM FALSE ALARM = 1%.

Método	AUC	EER (%)	P_D
Sinal de ECG (sem informação de frequência)	0,9992	1,0	0,9900
Espectrograma (magnitudo apenas)	0,9986	1,1	0,9873
STFT complexo proposto	0,9991	0,9	0,9920

Nosso método proposto com STFT complexo também foi aplicado ao banco de dados público de ECG-ID (89 indivíduos) e tendência semelhante foi observada com nosso estudo de sensor de ECG vestível. Uma curva ROC mostra que nosso método STFT complexo proposto produziu uma curva ROC melhor do que os outros dois métodos da Fig. 5.

A Tabela II também mostra resultados consistentes: nosso método proposto produziu melhor AUC (área sob a curva), EER (taxa de erro igual) e a probabilidade de detecção no alarme falso = 1%.

Observe que os resultados de EER de nosso método proposto ($EER = 0,9\%$ para conjunto de dados de ECG de sensores vestíveis, $EER = 2,2\%$ para banco de dados público de ECG-ID) foi maior do que o resultado de [12] ($EER = 0,37\%$) para diferentes conjuntos de dados de ECG que foram coletados no mesmo dia, respectivamente. A comparação direta pode não ser possível devido aos diferentes conjuntos de dados de ECG usados, mas nossa autenticação de usuário simples baseada na distância euclidiana pode não ser tão eficaz quanto a seleção de recursos baseada em entropia relativa e o teste de razão de verossimilhança que foram usados em [12]. No entanto, o método em [12] requer todas as informações de ECG para todos os usuários, enquanto nosso método proposto não, o que pode ser mais adequado para sistemas pequenos, como dispositivos vestíveis.

IV. CONCLUSÃO

Propusemos um novo método de autenticação de usuário baseado em ECG usando STFT complexo e distância euclidiana simples para dispositivos portáteis que têm sensores de ECG vestíveis no pulso e que podem não ter acesso às informações de outros ECG. Nosso método proposto rendeu melhor desempenho de detecção do que o método de autenticação baseado em espectrograma em termos de EER. Também produziu melhor desempenho do que o método baseado em pulso de ECG para banco de dados de ECG-ID e resultados comparáveis para conjunto de dados de ECG

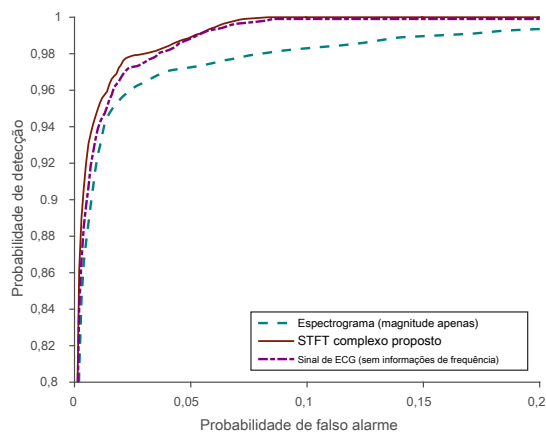


Fig. 5. Curvas ROC do método baseado em espectrograma, método proposto usando STFT complexo e método baseado em sinal de ECG usando distância euclidiana para banco de dados de ECG-ID (89 indivíduos). Nosso método proposto produziu uma curva ROC melhor do que os outros dois métodos.

TABELA II. PERFORMANCE USUÁRIO PARA ECG-ID BASE DE DADOS (89 ASSUNTOS). P_D É UMA PROBABILIDADE DE DETECÇÃO EM ALARME FALSO = 1%.

Método	AUC	EER (%)	P_D
Sinal de ECG (sem informação de frequência)	0,9971	2,7	0,9388
Espectrograma (magnitude apenas)	0,9943	3,3	0,9244
STFT complexo proposto	0,9978	2,2	0,9496

de sensores vestíveis em termos de curva ROC, AUC e poder de detecção na taxa de falso alarme de 1%.

REFERÊNCIAS

- [1] AK Jain, A. Ross e S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, não. 1, janeiro de 2004, pp. 4-20.
- [2] J. Ortega-Garcia, J. Bigun, D. Reynolds e J. Gonzalez-Rodriguez, "Authentication gets personal with biometrics," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 21, não. 2, março de 2004, pp. 50-62.
- [3] W. Einthoven, "As diferentes formas do eletrocardiograma humano e sua significação", The Lancet, vol. 179, não. 4622, março de 1912, pp. 853-861.
- [4] F. Suf, I. Khalil e J. Hu, "ECG-Based Authentication", no Handbook of Information and Communication Security, P. Stavroulakis e M. Stamp, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 309-331.
- [5] Z. Akhtar, C. Micheloni e GL Foresti, "Biometric Liveness Detection: Challenges and Research Opportunities," IEEE Security & Privacy, vol. 13, não. 5, outubro de 2015, pp. 63-72.
- [6] L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson e P. Wide, "ECG analysis: a new approach in human identity? Cation", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 50, não. 3, junho de 2001, pp. 808-812.
- [7] SA Israel, JM Irvine, A. Cheng, MD Wiederhold, e BK Wiederhold, "ECG para identificar indivíduos," Pattern Recognition, vol. 38, nº 1, janeiro de 2005, pp. 133-142.
- [8] V. N e S. Jayaraman, "Human Electrocardiogram for Biometrics Using DTW and FLDA," em Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition, 2010, pp. 3838-3841.
- [9] ADC Chan, MM Hamdy, A. Badre e V. Badee, "Wavelet Distance Measure for Person Identity? Cation Using Electrocardiograms," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 57, nº 2, dezembro de 2007, pp. 248-253.
- [10] JM Irvine, SA Israel, W. Todd Scruggs e WJ Worek, "eigenPulse: Robust human identity? cation from cardiovascular function," Pattern Recognition, vol. 41, no. 11, novembro de 2008, pp. 3427-3435.
- [11] S.-C. Fang e H.-L. Chan, "Human identity? cation by quantifying similarity and dissimilarity in electrocardiogram phase space," Pattern Recognition, vol. 42, nº 9, setembro de 2009, pp. 1824-1831.
- [12] I. Odinaka, P.-H. Lai, AD Kaplan, JA O'Sullivan, EJ Sirevaag, SD Kristjansson, AK Sheffield e JW Rohrbaugh, "ECG biometrics: A robust short-time frequency analysis", em 2010 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security (WIFS). IEEE, outubro de 2010, pp. 1-6.
- [13] TW Shen, WJ Tompkins e YH Hu, "One-lead ECG para verificação de identidade", em Proceedings of the 2nd Joint EMBS / BMES Conference. IEEE, 2002, pp. 62-63.
- [14] B. Vuksanovic e M. Alhamdi, "Análise de Eletrocardiograma Humano para Reconhecimento Biométrico Usando Parâmetros Analíticos e de Modelagem AR," International Journal of Biometrics and Bioinformatics, vol. 9-42, no. 3, 2015, pp. 25-25.
- [15] I. Odinaka, P.-H. Lai, AD Kaplan, JA O'Sullivan, EJ Sirevaag e JW Rohrbaugh, "ECG Biometric Recognition: A Comparative Analysis," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 7, não. 6, novembro de 2012, pp. 1812-1824.
- [16] A. Fratini, M. Sansone, P. Bifulco e M. Cesarelli, "Individual identity? Cation via electrocardiogram analysis," Biomedical engineering online, ago. 2015, pp. 1-23.
- [17] J. Pan e WJ Tompkins, "Um algoritmo de detecção de QRS em tempo real", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 32, nº 3, março de 1985, pp. 230-236.
- [18] AV Oppenheim e JS Lim, "A importância da fase em sinais," Proceedings of the IEEE, vol. 69, nº 5, maio de 1981, pp. 529-541.
- [19] AL Goldberger, LAN Amaral, L. Glass, JM Hausdorff, PC Ivanov, RG Mark, JE Mietus, GB Moody, CK Peng e HE Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals", "Circulation, vol. 101, não. 23, junho de 2000, pp. E215 - e220.
- [20] TS Lugovaya, "Biometric human identity? cation based on electrocardiogram," Ph.D. dissertação, [Dissertação de mestrado] Faculdade de Tecnologias de Computação e Informática, Universidade Eletrotécnica "LETI", São Petersburgo, Federação Russa, junho de 2005.