講演番号:20

心拍センサ搭載腕時計型ウェアラブルデバイスを用いた個人識別

Personal Authentication Using Wristwatch-Type Wearable Device with Heart Rate Sensor

山本 美琳 吉村 博幸

Mirin YAMAMOTO[†] Hiroyuki YOSHIMURA^{††}

† Graduate School of Science and Engineering, Chiba University †† Graduate School of Engineering, Chiba University

1. はじめに

近年,心電図を生体認証に用いる研究が行われている [1].本稿では,心電図による個人認証の実用化に向け,利 便性と精度の向上を図るため,手軽に計測可能なスマート ウォッチで計測した心電図を機械学習により識別する.

2. 心電図

心電図の波形には P, Q, R, S, T, U の名称がつけられる. 心電図の標準 12 誘導法には, 四肢誘導 6 誘導(双極肢誘導 I , II , III と単極肢誘導 aV_R , aV_L , aV_F)と, 胸部誘導 6 誘導($V_1 \sim V_6$)がある[2].

3. 識別方法

3.1 計測

本稿では、健常な $20\cdot30$ 代の被験者 14 名(男性 11 名・女性 3 名)の心電図を Apple Watch の心電図アプリで計測した。図 1 に示すように、被験者は左手首に Apple Watch を装着し、右手の指を Digital Crown に置くと、1 回 30 秒の標準 12 誘導心電図の I 誘導心電図が計測された。

3.2 特徴量抽出

計測した心電図(サンプリング周波数 512Hz)を FIR フィルター($3\sim45Hz$)でフィルタリングした。その後,Christov のアルゴリズム[3]を使用して,R 波ピークを検出した。このピークを基準として,①振幅値および時間間隔に関する 16 種類の特徴量(図 2),②ピークの前 0.2s,後 0.4s の時間範囲内での一拍ごとに切り出し,1 人当たり 100 拍を抽出した。

3.3 識別手法と評価手法

被験者ごとに抽出した心電波形を訓練データ(70 拍)とテストデータ(30 拍)に分割し、最大値 1、最小値 0 に正規化処理を行い、データセットを作成した.この同じデータセットを用いて、ニューラルネットワーク(NN)とサポートベクターマシン(SVM)のモデルで学習と識別を 10 セット行った. NN の構造を表 1 に示す. NN の実験条件としては、バッチサイズ:32、最適化手法: Adam、損失関数: CrossEntropyLoss、エポック: 200 に設定した. SVM のハイパーパラメータはC:10、kernel: linear、gamma: 0.0001 に設定した. 評価には、混合行列から算出した正解率を用いた.

4. 識別結果

表 2 の結果から、①特徴量より②波形を用いた場合の方が正解率は高くなった. これは、個人差がある部分(P 波等)の特徴量を抽出できなかったことが原因と考えられる.

5. 今後の課題

今後は精度向上のために、特徴量をさらに増やし、機械 学習モデルを改良する予定である.



図1計測中の様子(I誘導)

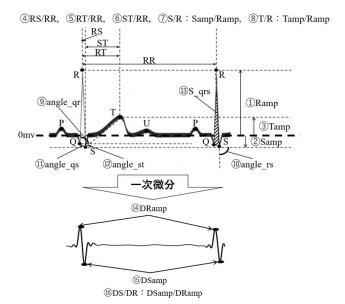


図2 ①特徴量の定義([2]を参考に作成)

表1 NNの構造

		①特徴量	②波形
入力層	ニューロン数	16	306
隠れ層 1	ニューロン数	64	
	活性化関数	ReLU	
隠れ層 2	ニューロン数	32	
	活性化関数	ReLU	
出力層	ニューロン数	14	
	活性化関数	softmax	

表 2 識別結果(10回の平均正解率)

	①特徴量	②波形
NN	93.2%	96.7%
SVM	94.5%	96.9%

参考文献

- [1] 中川ほか,生体医工学,vol.56, no.5, pp.183-189, 2018.
- [2] 山本,"臨床心電図診断学",日本医学出版,2020.
- [3] I.I.Christov, Biomed. Eng. Online, vol. 3, no. 28, 2004.
- [4] 巣籠, "詳解ディープラーニング", マイナビ出版, 2020.