

文章编号: 2095-2163(2023)03-0193-05

中图分类号: TP391.7

文献标志码: A

基于心电特征改良和可变输入卷积神经网络的生物识别

王 轩, 蔡文杰, 朱卫彬

(上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

摘要: 在生物识别领域, 基于心电的识别方法具有难复制、活体性、易采集的优势。本文提出了一种基于心电图特征改良的卷积神经网络, 该网络能接受可变长度的心电信号, 在基于心拍的生物识别中有效地解决了心拍长度不一致的问题, 并对比了目前主流的解决方法。另外, 本研究团队制作了 USST-ID 数据库, 该数据库包含 117 个志愿者静息和运动后的心电记录。最后, 在 ECG-ID 数据库和 USST-ID 数据库上验证了该方法的优势, 准确率分别达到了 98.75% 和 90.47%, 均高于目前主流方法, 尤其弥补了目前在同时含有静息和运动心电信号上进行生物识别的空白。

关键词: 心电信号; 可变输入; 卷积神经网络; 生物识别

Biometric recognition based on improved ECG feature with variable input convolutional neural network

WANG Xuan, CAI Wenjie, ZHU Weibin

(School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

[Abstract] In the field of biometric identification, ECG based identification method has the advantages of being difficult to copy, in vivo and easy to collect. This paper proposes an improved convolution neural network based on ECG characteristics. The network can accept ECG signals of variable length and effectively solve the problem of inconsistent heart beat length in biometric recognition based on heart beat, and compare the current mainstream solutions. In addition, the research creates the USST-ID database, which contains resting and exercise ECG records of 117 volunteers. Finally, the advantages of this method are verified in ECG-ID and USST-ID databases, the accuracy rate reaches 98.75% and 90.47% respectively, both higher than the current mainstream solutions. Especially, the fruits make up the current gap in biometrics involving both resting and exercise ECG signals.

[Key words] ECG signal; variable input; convolutional neural network; biometric recognition

0 引言

生物识别是一种基于生理或行为特征来识别个体的重要手段, 如今, 通过生物识别实现用户认证的技术受到了研究人员的广泛关注。最常用的生物特征有指纹、掌纹、声音、虹膜、脑电和人脸识别等, 而心电图 (Electrocardiogram, ECG) 作为一种安全且隐私的生物信号, 由于不同个体在心脏电生理、几何特征上存在差异, 也可应用于生物识别领域。同时, 考虑到心脏处于身体内部, 难以篡改、模拟或者复制, 且只能从活着的个体中捕获^[1], 另外据研究可知, 脑电需要从人体头皮上采集, 通常会受到头发的干扰, 而心电通过手指就能够采集, 比较容易采集到, 这也是心电信号生物识别的重要优势。

心电生物识别过程一般为预处理、特征提取和分类。在采集心电的过程中由于受到环境以及人体活动的影响, 心电中通常会包含噪声, 如基线漂移、工频干扰、肌电干扰和运动伪迹等。预处理主要是为了将噪声去除, 特征提取主要是提取信息, 而这些信息的多样性对最终的识别精度有很大的影响。Biel 等学者是最早将心电图应用于人体识别的团队之一^[2], 在 2001 年从 12 导联心电图记录中选取了 360 个基准特征对 20 名受试者进行分类。Anthony 等学者对基于心电的生物特征识别系统中的心电信号预处理、特征提取、特征选择和特征转换进行了综述和讨论^[3], 还介绍了不同的技术和在多模态生物识别系统中信息融合的最新方法。在心电识别的文献中, 大量地使用了各种各样的机器学习和模式识

基金项目: 国家自然科学基金 (31830042)。

作者简介: 王 轩 (1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 医学人工智能; 蔡文杰 (1979-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 医学人工智能。

通讯作者: 蔡文杰 Email: wjc@usst.edu.cn

收稿日期: 2022-04-26

别技术。包括基于传统方法改进的一维 LDP^[4] 和二阶差分图^[5], 分别实现了 93.33% 和 95.12% 的准确率。机器学习算法中, Chu 等学者^[6] 提出了一种并行多尺度一维残差网络, 实现了 98.24% 的准确率。其他文献^[7-9] 提出了基于支持向量机 (SVM)、循环神经网络 (RNN)、长短时记忆网络 (LSTM) 的方法。

1 方法与模型

1.1 方法概述

ECG 是一种连续的、半周期的信号, 由一系列反复出现的 P 波、QRS 波和 T 波组成, 对于生物识别, 需要心电信号的不变段。图 1 展示了 USST-ID 数据库中 3 个不同人的以 R 峰为重合点的 40 s 心拍集合图。图 1 中, 绿色和红色分别为静息状态和运动后的 20 s 心拍集合图。可以看到, QRS 波周围的信号基本保持不变, 并且个体之间有明显的差异。每个心拍的 P 波和 T 波相对于 R 波的位置会有小幅度的偏移, 但形状相似, 因此对于基于心拍的身份识别来说, P 波、QRS 波、T 波是最重要的特征。

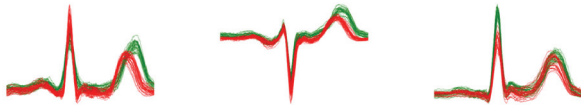


图 1 USST-ID 运动前后心拍集合图

Fig. 1 USST-ID set of heart beats before and after exercise

在基于心拍的生物识别方法中, R 峰最容易定位^[10], 提出的方法基于 R 峰进行心电分割。目前基于卷积神经网络的生物识别有一个限制, 输入必须具有相同的维度, 因此常用的方法有:

(1) 以 R 峰为中心向两边取固定长度的心电记录。

(2) 根据心电特征截取一个完整的心拍, 由于每次心拍的长度并不相同, 选择一个合适的长度进行截断或填充。

(3) 截取一个完整的心拍, 将心拍重采样到相同长度。

本文提出了一种新颖的方法, 根据心电特征设计了一种专用于心电图的卷积神经网络 (ECGNet), 通过改变网络中池化层的池化策略来解决心拍长度不一致的问题, 避免了固定长度、截断和填充以及重采样带来的心电段缺失或变形问题。4 种方法的实验对比过程如图 2 所示。对于一段初始心电, 首先通过小波变换去除噪声, 再采用不同的分割方法, 接着将处理好的心电信号输入到神经网络中, 最后实

现生物识别。本文将在 1.2 节中讨论基于小波变换的心电信号去噪, 在 1.3 节中介绍心电信号的分割, 在 1.4 节讨论 4 种方法的实现。

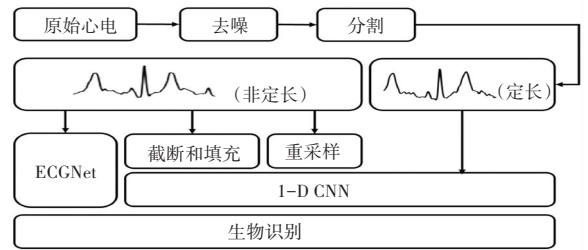


图 2 实验流程图

Fig. 2 Experimental flow chart

1.2 小波变换预处理

小波变换能有效地进行信号的分解与重构^[11]。噪声主要集中在高频信号中, 而基线漂移在低频信号中, 使用小波变换将原始心电信号进行 10 层分解, 将相应的高频信号和低频信号置为 0, 接着再重构信号, 即可得到干净的心电信号。原信号和处理后的信号的对比如图 3 所示。

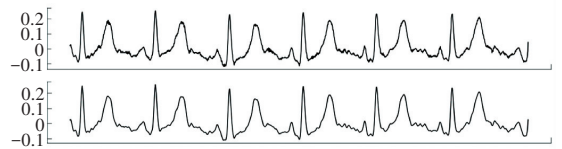


图 3 小波变换去噪前后对比图

Fig. 3 Comparison of wavelet transform before and after denoising

1.3 心电信号分割

不定长的分割方法以 R 峰为中心, 取不定时间长度为 T 的心电信号。 T 为当前 R 峰的上一个 R 峰到当前 R 峰的下一个 R 峰的时间长度减去一个 QRS 波的时间长度, 一个 QRS 波的平均时间长度为 100 ms, T 值、及取得的心电信号区间的数学定义表达式分别如下:

$$T = \frac{(R_1 - R_2)}{f} - 0.1(s) \quad (1)$$

$$\left[R - \frac{fT}{2}, R + \frac{fT}{2} \right] \quad (2)$$

其中, R 为当前 R 峰的坐标; R_1 为当前 R 峰的上一个 R 峰的坐标; R_2 为当前 R 峰的下一个 R 峰的坐标; f 为心电信号的采样率。

定长的分割方法需要选取固定时间长度 T 。心电信号分割如图 4 所示。研究可知, QRS 波群的持续时间为 80~120 ms。PR 间期为 120~200 ms, QT 间期为 300~430 ms。因此, P 波开始点距离 R 峰的时间长度 T_{PR} 为 160~260 ms, T 波结束点距离 R 峰的时间长度 T_{RT} 为 240~390 ms。假设研究中 PR 间

期和 QT 间期都取最大值,同时使 R 峰在中心,则取 T 为 780 ms 即可涵盖了一个完整的 P、QRS、T 波。不定长和定长分割结果,如图 5 所示。时间 T_{\min} 值可由如下公式计算求出:

$$T_{\min} = \max(T_{PR}, T_{RT}) \times 2(s) \quad (3)$$

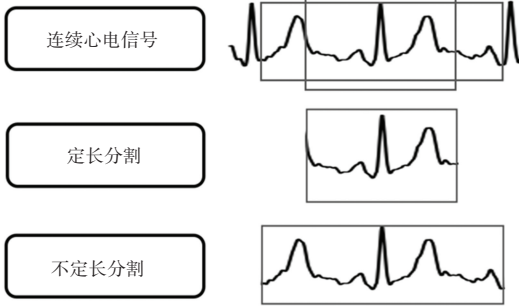


图 4 心电信号分割
Fig. 4 ECG signal segmentation

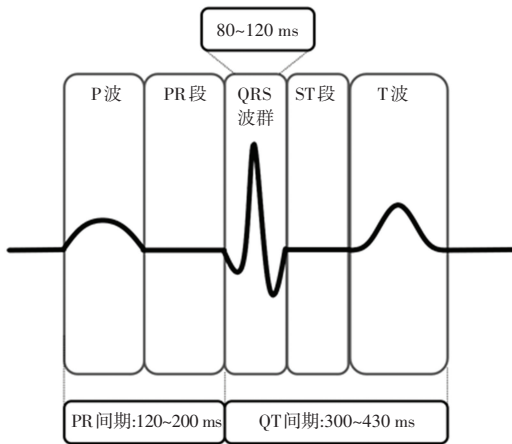


图 5 心电图图解
Fig. 5 Electrocardiogram diagram

1.4 网络结构

提出的 ECGNet 主要是将卷积神经网络的最后一层池化层改为 ECGPool。非定长分割信号输入的卷积层和池化层并没有要求输入维度必须相同,但全连接层要求输入具有相同维度。这里是将提取的不定长特征输入 ECGPool 层,就可以保证固定长度的输入。实现原理如图 6 所示。

由图 6 可以见到,首先将原始心电图分成 3 段,在心电图中,取 PR 间期的平均时间为 160 ms,取 QRS 波的持续平均时间为 100 ms,取 QT 间期的平均时间为 360 ms,因此 P 波到 R 峰的平均时间为 210 ms, T 波到 R 峰的平均时间为 310 ms,所以中间段的时间长度 T_2 为 520 ms,设左边剩余时间段为 T_1 ,右边剩余时间段为 T_3 ,则:

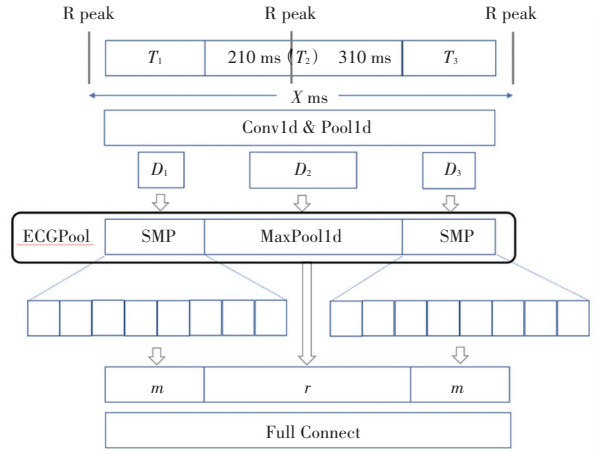


图 6 ECGNet 模型的原理
Fig. 6 Principles of the ECGNet model

$$T_1 = \left(\frac{X}{2} - 0.05 - 0.21 \right) (s) \quad (4)$$

$$T_3 = \left(\frac{X}{2} - 0.05 - 0.31 \right) (s) \quad (5)$$

其中, T_2 段包含了最重要的 P 波、QRS 波、T 波, T_1 段和 T_3 段包含了心电图的剩余特征。将分段后的心电信号使用相同的卷积核、池化核、步长以及填充大小进行卷积池化,则输出的特征在最后一个维度依旧保持比例关系,设最后一个维度的大小为 D_1, D_2, D_3 ,卷积池化对心电长度的缩小比例为 ρ ,则:

$$D_i = \frac{f \times T_i}{\rho} \quad i \in \{1, 2, 3\} \quad (6)$$

T_2 段的时间是固定的 520 ms,因此 D_2 是定长的,特征 D_2 采用最大池化策略。而 T_1 段、 T_3 段的时间是不定长的,因此 D_1 和 D_3 也是不定长的。提出了一种分段最大池化(SMP)方法可以将不定长的特征池化为定长,原理如图 7 所示。由图 7 可知,对于长度为 n 的输入,若要使输出长度为 m ,则首先将 n 进行填充至 m 的整数倍,然后平均分成 m 份,对每一份进行全局最大池化,得到 m 个数据,即无论输入的长度是多少,最后的输出维度取决于 m 的数值。这里,填充长度(padding)、池化核的大小(kernel_size)、以及将这 3 部分池化结果进行拼接的数学计算公式依次列示如下:

$$padding = \left\lfloor \frac{\left(\left\lceil \frac{n}{m} \right\rceil * m - n + 1 \right)}{2} \right\rfloor \quad (7)$$

$$kernel_size = \left\lceil \frac{n + 2 \times padding}{m} \right\rceil \quad (8)$$

$$output = 2 \times m + r \quad (9)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整; 特征长度 r 为 D_2 段经过 $MaxPool1d$ 后的大小。研究可知, 步长的大小等于池化核的大小, $output$ 与原始输入长度无关。

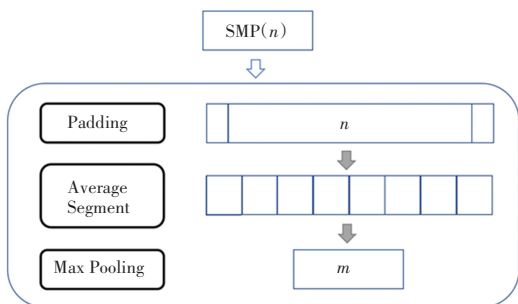


图7 SMP模块的实现

Fig. 7 Implementation of SMP module

2 实验

2.1 数据库

使用 ECG-ID 数据库^[12] 和 USST-ID 数据库, ECG-ID 包含了 90 个人的共 310 条心电记录, 每条记录 20 s, 采样率为 500 Hz。USST-ID 是本文研究团队自行构建的数据库, 来自 117 名在校本科生, 采集了每个人静息状态下和运动后(20 个深蹲)的心电记录, 共 234 条记录, 每条 20 s, 采样频率为 500 Hz。

2.2 实验方法

为了突出本文方法相比于传统卷积神经网络的优势, 前几层的参数保持一致, 将网络最后一层池化层替换为提出的 ECGPool。在整个训练过程中, 数据库的 80% 用于训练网络参数, 10% 用于验证, 若验证的准确率在 3 次 *epoch* 中都没有提升, 则保存准确率最高的那次模型及参数, 最后 10% 用于测试模型的鲁棒性。采用均方误差作为损失函数, 使用 Adam 算法进行参数优化, 学习率设为 0.001, 使用网格搜索进行参数优化。由于 ECG-ID 数据不均衡, 使用平均准确率作为评价指标, 计算方法见式(11):

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (acc_i) \quad (10)$$

其中, acc_i 表示每个类别的准确率。

2.3 实验结果和分析

表 1 是固定长度的结果, 超参数为固定时间的长度, 这个时间段内的心电信号涵盖了一个完整的

P 波、QRS 波及 T 波, 但由于没有考虑心率对心拍长度的影响导致在 USST-ID 上表现不佳。

表 1 固定长度

Tab. 1 Fix length

方法	数据库	准确率/%
固定长度(0.8 s)	ECG-ID	98.37
	USSTDB	86.56
固定长度(0.9 s)	ECG-ID	97.42
	USSTDB	86.10
固定长度(1 s)	ECG-ID	97.96
	USSTDB	86.74

表 2 是重采样的结果, 超参数为重采样后的样本点数。相比其他 3 种方法效果不理想, 究其原因主要在于重采样会使 P 波、QRS 波、T 波这些重要的特征产生形变。

表 2 重采样

Tab. 2 Resampling

方法	数据库	准确率/%
重采样(800)	ECG-ID	95.40
	USSTDB	84.46
重采样(1 000)	ECG-ID	94.43
	USSTDB	83.73
重采样(1 200)	ECG-ID	94.99
	USSTDB	84.28

表 3 是截断和填充的结果, 超参数为截断和填充后的样本点数。截断的思想和定长一样, 但是定长的心电信号两端的特征受心率影响较大, 填充减少了这种影响, 因此在 USST-ID 中的效果高于定长方法。

表 3 截断和填充

Tab. 3 Crop and padding

方法	数据库	准确率/%
截断和填充(800)	ECG-ID	97.35
	USSTDB	86.30
截断和填充(1 000)	ECG-ID	97.08
	USSTDB	86.47
截断和填充(1 200)	ECG-ID	97.08
	USSTDB	86.84

表 4 是 ECGNet 的结果, 超参数为 SMP 池化后的神经元个数, 可以看到 4 个神经元时, 在 ECG-ID 上的准确率达到 98.75%, 高于其他 3 种方法, 也高于目前论文^[4-6] 提出的方法。8 个神经元时, 在 USST-ID 上的准确率达到 90.47%, 远高于另外 3 种方法, 表明 ECGNet 对运动及静息状态下的心电

生物识别有更好的适应性。因为 ECGNet 中的 ECGPool 层完整提取了心电信号中重要的 P 波、QRS 波和 T 波特征,同时将其它特征提取成固定数量的神经元,平衡了心电不同段的重要程度。

表 4 ECGNet
Tab. 4 ECGNet

方法	数据库	准确率/%
ECGNet (4)	ECG-ID	98.75
	USSTDB	88.85
ECGNet (8)	ECG-ID	98.61
	USSTDB	90.47
ECGNet (12)	ECG-ID	98.47
	USSTDB	89.18

表 5 是 4 种方法的最优超参数的结果的汇总。由表 5 可以看到,提出的方法在 2 种数据库上的表现都是最好的,尤其在同时具有静息和运动心电信号的USST-ID数据中有巨大的优势。

表 5 4 种方法结果对比

Fig. 5 Comparison of the results of the four methods

方法	最优参数	数据库	分类数量	准确率/%
固定长度	0.8 s	ECG-ID	90	98.37
	1 s	USSTDB	117	86.74
截断和填充	800	ECG-ID	90	97.35
	1 200	USSTDB	117	86.84
重采样	800	ECG-ID	90	95.40
	800	USSTDB	117	84.46
ECGNet	4	ECG-ID	90	98.75
	8	USSTDB	117	90.47

3 结束语

本文根据心电图的独有特征提出了一种接受可变输入的卷积神经网络的心电生物识别方法,对比了其他 3 种目前主流的心电预处理加传统卷积神经网络的方法,并在 ECG-ID 数据库和自行构建的USST-ID 数据库中进行验证,准确率分别达到了 98.75%和 90.47%。结果表明,提出的基于心电特征

改良的方法相比目前的卷积神经网络具有一定的优势,并且在静息和运动心电信号中这一优势尤为突出。同时,在心电生物识别领域也可以将这种方法用于改良其他网络结构。但是,提出的方法只验证了在健康人群中的有效性,还需要进一步验证在心律失常人群中的鲁棒性。

参考文献

[1] DUWAILE A, ISLAM M S. Using convolutional neural network and a single heartbeat for ECG biometric recognition[J]. Entropy, 2021, 23:733.

[2] KARIMIAN N, GUO Z, TEHRANIPOOR M. Highly reliable key generation from electrocardiogram (ECG)[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 64:1400-1411.

[3] UWAECHIA A N, RAMLI D A. A comprehensive survey on ECG signals as new biometric modality for human authentication: Recent advances and future challenges[J]. IEEE Access, 2021, 9: 97760-97802.

[4] BENOUIS M, MOSTEFAI L, COSTEN N, et al. ECG based biometric identification using one - dimensional local difference pattern[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 64: 102226.

[5] ALTAN G, KUTLU Y, YENIAD M. ECG based human identification using second order difference plots [J]. Computer Methods Programs in Biomedicine, 2019, 170: 81-93.

[6] CHU Yifan, SHEN Haibin, HUANG kejie. ECG authentication method based on parallel multi - scale one - dimensional residual network with center and margin loss[J]. IEEE Access, 2019,7: 51598-51607.

[7] 邵伟. 基于深度学习的 ECG 身份识别研究[D]. 长春:吉林大学,2021.

[8] SALLOUM R, KUO C J. ECG-based biometrics using recurrent neural networks [C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). New Orleans;IEEE, 2017;2062-2066.

[9] JYOTISHI D, DANDAPAT S. A LSTM-based model for person identification using ECG signal[J]. IEEE Sensors Letters, 2020, 4 (8):1-4.

[10] 胡丹琴, 蔡文杰. QRS 复合波检测技术综述[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(09):1208-1212.

[11] 陈钊, 李泽滔. 基于 db4 小波的电能质量去噪及暂态扰动的检测[J]. 智能计算机与应用,2021,11(08):77-82.

[12] LUGOVAYA T S. Biometric human identification based on electrocardiogram [D]. Saint - Petersburg, Russian Federation: Electrotechnical University, 2005.

(上接第 192 页)

[12] KAJIOKA S, MORI T, UCHIYA T, et al. Experiment of indoor position presumption based on RSSI of Bluetooth LE beacon [C]//2014 IEEE 3rd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE). Tokyo: IEEE, 2014: 337-339.

[13] 李娜娜, 李华, 雷光春, 等. 高原鼠兔 (Ochotona curzoniae) 的生态功能[J]. 野生动物, 2013, 34(04): 238-242.

[14] 卫万荣, 张灵菲, 杨国荣, 等. 高原鼠兔洞系特征及功能研究 [J]. 草业学报, 2013, 22(06): 198-204.

[15] PAU G, ARENA F, GEBREMARIAM Y E, et al. Bluetooth 5.1: An analysis of direction finding capability for high - precision location services[J]. Sensors, 2021, 21(11): 3589.