

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002887

基于卷积神经网络和心电 QRS 波群的身份识别*

梁盛德¹ 王 寻² 梁金福³

(1. 甘肃民族师范学院 物理与水电工程系 合作 747000; 2. 中国科学院声学研究所语言声学 with 内容理解重点实验室 北京 100190; 3. 贵州师范大学 物理与电子科学学院 贵阳 550025)

摘要:利用生物特征进行身份识别是目前模式识别领域的研究热点之一,由于人体的心电信号较为稳定且容易获取,因此利用心电进行身份识别得到了广泛的关注。传统基于心电的身份识别算法需要预先提取特征,然后进行模式识别,处理流程比较复杂,且容易受到噪声的影响。考虑心电 QRS 波群具有相对稳定的特点,利用 QRS 波群进行身份识别。首先对心电信号进行小波阈值降噪,然后提取 QRS 波群,将其转换为二值图,最后输入到卷积神经网络进行身份识别。通过几种不同超参数的卷积神经网络的计算比较,发现本文所述方法的最高准确率可达 98.2%。此外,也对比了其他典型心电身份识别方法,结果表明,所述方法的识别准确率高于其他算法。

关键词:心电图;QRS 波群;身份识别;卷积神经网络

中图分类号: R318.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6110

Human identification using convolutional neural network and QRS complex in ECG

Liang Shengde¹ Wang Xun² Liang Jinfu³

(1. Department of Physics and Hydropower Engineering, Gansu Normal University for Nationalities, Hezuo 747000, China; 2. Key Laboratory of Speech Acoustics and Content Understanding, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. School of Physics and Electronic Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Human identification based on biological features is one of the research hotspots nowadays. Considering electrocardio signals are relatively stable and they can be easily acquired, identification using electrocardio signals attracts the attention of many researchers. Traditional identification methods which are based on electrocardio signals usually extract the features artificially. The procedures are complicated and could be easily affected by noise. Because QRS complex is stable even though the duration of cardiac cycle changes, this research uses QRS complex to identify humans. The electrocardio signals are denoised by the wavelet threshold denoising method, and the QRS complexes are extracted to be transferred to binary images. These images are feed to convolutional neural networks to do the identification. This paper compares the performance of several neural networks of different hyper-parameters, and finds the highest accuracy reaches 98.2%. Besides, this paper discusses some other human identification methods which are based on electrocardio signals. Results show that the method proposed in this paper is better than the others.

Keywords: electrocardiograph; QRS complex; human identification; convolutional neural network

0 引言

身份识别对于人们日常生活意义重大。传统的身份识别方法主要为基于特征物品和特定知识的识别。在当

前的信息化社会中,这些传统方法存在的安全隐患越来越大。因此,急需发展更加可靠的身份识别方法。能够用于身份识别的生物特征需要具备唯一性、稳定性、可采集性和抗欺骗性等特点。目前常用的基于生物特征的识别技术主要包括人脸识别^[1-2]、声纹识别^[3]、指纹识别^[4]、

虹膜识别^[5-6]等。这些识别技术为身份确认带来了极大的方便。然而,上述生物特征仍然存在被篡改和仿制的可能。如使用明胶制作的假手指,可以骗过指纹识别系统,而利用隐形眼镜上的假虹膜特征则可以扰乱虹膜识别系统。这些伪造特征的存在,对于目前的生物特征识别技术是不小的挑战^[7]。

心电信号是一种较为容易获得的人体生理信号,其频率范围主要分布在 0.1~50 Hz^[8-9]。通过将电极黏附在体表并记录下电信息变化,即可获得心电图(electrocardiograph, ECG),它直观地反映了人体的心电活动。一个完整的 ECG 波形周期如图 1 所示,主要由 P 波, QRS 波群, T 波和 U 波组成。其中 P 波表示心房去极化的过程,持续时长通常在 0.08~0.11 s,幅度小于 0.25 mV。QRS 波群表示心室兴奋传递过程中的电位变化,其总时间通常不超过 0.1 s。T 波通常出现在 QRS 波群后,反映心室的复极过程。U 波一般出现在 T 波后 0.02~0.04 s,幅度小于 0.05 mV,宽度约 0.2 s,目前尚不明确其生理意义^[10]。

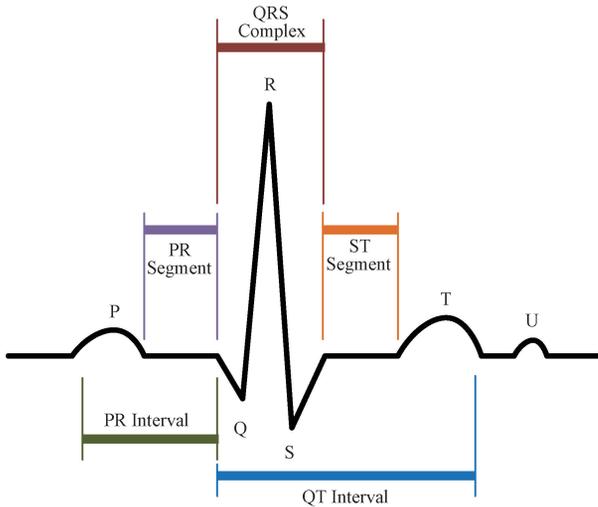


图 1 心电周期

Fig. 1 A cycle of ECG

由于心电图是心脏电生理活动的反映,因此常被医务工作者用于诊断心脏疾病^[11-13]。2001年, Biel 等^[14]提出使用 ECG 进行身份识别。Irvine 等通过在读书、驾驶等 7 种状态下的实验证明了在心率变化明显的情况下使用 ECG 进行身份识别是可行的^[15]。考虑到心电信号具有无法伪造,防欺骗性高的特点,是活体确认非常有效的手段,此后的研究人员对使用心电进行身份识别进行了大量研究。杨雷等^[16]对心电信号进行基于匹配追踪的系数分解,将分解后得到的原子参数和投影值作为特征参数,并使用支持向量机进行分类,识别准确率为 95.3%。王利等^[17]选取 db5 小波作为小波包基,对 ECG 进行 5 层小波包分解,得到 32 个子带,将 ECG 波形、子

带波形和子带能量作为分类特征。使用动态时间规整(DTW)算法对 ECG 波形和各子带波形进行动态时间规整,提取规整后的波形距离。同时根据设定的阈值和容差,对比待识别 ECG 与模板 ECG 相同频带的子带能量比值和差值。该方法的识别准确率达到 92%。传统的身份识别算法存在稳健性不足,抗噪声能力较弱的缺点。随着计算机技术的发展,深度神经网络(deep neural network, DNN)也被用于心电信号的身份识别领域。吴波^[18]使用一维卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)选取质量较好的心电周期,并将多个周期的特征输入长短时记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络进行身份识别,识别率可达 97% 以上。但该方法存在处理流程复杂的缺点。

为了弥补上述缺点,本文提出使用心电中 QRS 波群,结合卷积神经网络进行身份识别。该方法无需人工提取特征,稳定性好,准确率高,具有较广阔的应用前景。

1 数据采集与预处理

1.1 心电数据采集

本文使用三锐 ECG-3312B 心电图机在甘肃民族师范学院物理与水电工程系采集了 50 位志愿者的心电信号。每位志愿者的心电采集时间为 20 min,采样率为 500 Hz。所有志愿者均已被告知数据用途。采集时并未对人体造成任何损害。心电监测通常使用 12 导联系统^[19],但考虑到实际应用时的方便程度,本研究仅使用第 I 导联中的心电波形进行身份识别。

1.2 心电降噪

人体中的心电信号较弱,容易受到噪声的干扰,噪声主要有 3 种。1)工频噪声,主要频率分布在 50 Hz 左右;2)基线漂移,会导致心电波形的上下起伏波动,其频率通常低于 0.5 Hz;3)肌电干扰噪声,表现出类似白噪声的特性,频率分布范围较广^[20-22]。因此,在利用心电信号进行身份识别前,需要先对心电降噪。常用的心电降噪方法包括自适应滤波、主成分分析、经验模态分解、小波阈值降噪等^[21,23-26]。目前较为常用的心电降噪方法为小波阈值降噪。考虑到小波阈值降噪使用方便,降噪效果好,本文也采用小波阈值方法对心电信号进行降噪。

本文采集到的心电信号的采样频率为 500 Hz,根据奈奎斯特采样定理,信号的最高频率为 250 Hz。对其进行 9 层小波分解,得到的各层频带范围如图 2 所示。其中 A_n 表示第 n 层近似系数, D_n 表示第 n 层细节系数。可以看出, A_9 近似系数的频率范围为 0~0.488 281 25 Hz,考虑到基线漂移频率通常低于 0.5 Hz,在小波重构时,只需忽略 A_9 系数,即可排除基线漂移噪声的干扰。

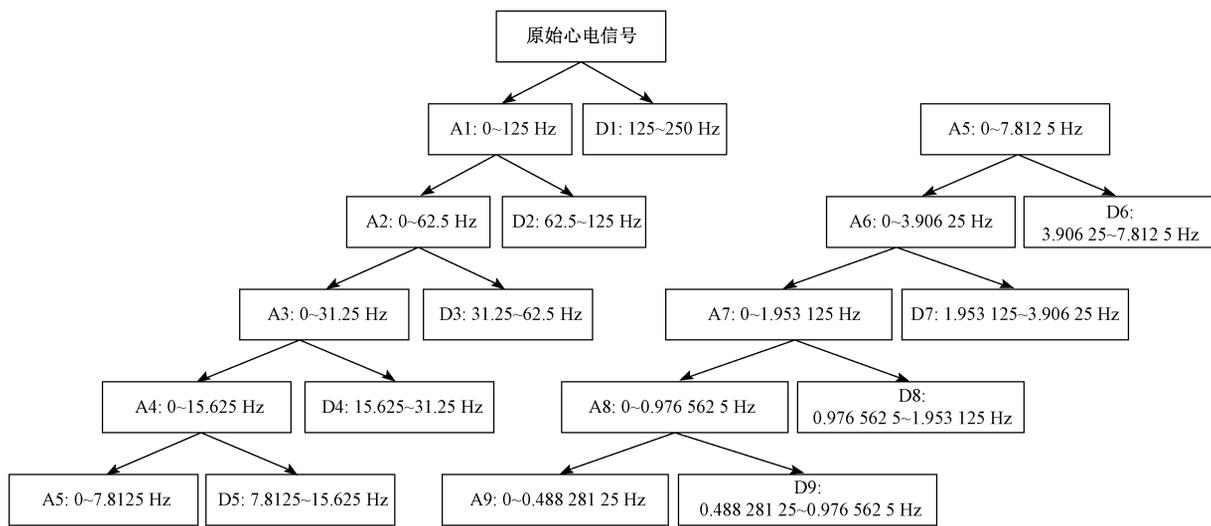


图2 小波分解各层频率范围

Fig. 2 Frequency range of each layer after wavelet decomposition

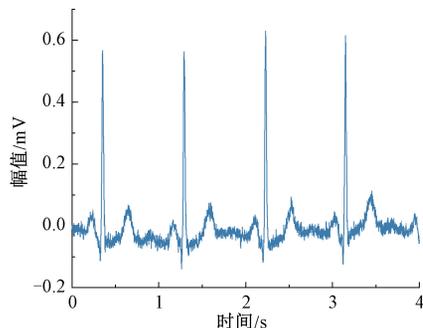
心电降噪中常用的小波函数有 db 小波, coif 小波, sym 小波和 bior 小波等。郑敏敏等^[23]的研究表明,使用 sym5 小波函数降噪后得到的信号信噪比较大,均方误差较小,即降噪效果比较好。因此本研究采用 sym5 小波函数进行降噪。小波降噪目前常用的阈值选择方法有硬阈值法和软阈值法。硬阈值法即设定一个固定阈值,将小于该阈值的小波系数置零。软阈值法则将大于阈值的小波系数进行收缩,同时将小于阈值的小波系数置零。硬阈值法能够完整保留大于阈值部分的信息,但是降噪后信号连续性较差。而软阈值法则可避免这一问题。因此本文选择软阈值法降噪。

本研究对所有采集到的心电信号进行降噪。图 3 (a)所示为一段降噪前的心电信号,可以看出包含有明显的基线漂移和肌电干扰噪声。图 3 (b)所示为降噪后的心电信号,其噪声被显著减弱。

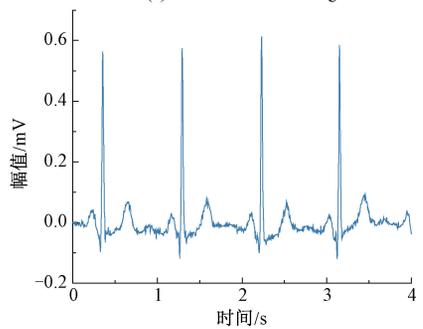
1.3 QRS 波提取

在一些研究中,使用心电信号的时间和电压幅度差等特征进行身份识别。陈曦等^[27]提取 Q 波位置、S 波位置、QRS 间期、RQ 幅度差和 RS 幅度差 5 个特征作为特征向量训练支持向量机。当采集环境安静,且身份待识别者心律平稳时,这些特征具有一定的价值。然而应用场景下的身份识别往往在复杂环境进行,且待识别者可能会在运动后进行身份识别,心律未必与安静环境下一致,使用上述特征则容易受不稳定因素的影响。考虑到 QRS 波群是心电信号中形状较为稳定的波形,不容易受到心动周期的影响^[28],本文利用 QRS 波群进行身份识别。

由于 QRS 波群中 R 波相对稳定,不易受噪声干扰,本文首先检测 R 波位置,再根据 R 波确定 Q 波和 S 波。



(a) 降噪前心电波形
(a) ECG before denoising



(b) 降噪后心电波形
(b) ECG after denoising

图3 ECG 波形

Fig. 3 ECG wave

QRS 波群检测方法主要包括差分阈值检测^[29-30]、小波变换^[31]和斜率法^[32]等。本文使用参考文献^[33]的结合香农能量包络的 R 波检测方法,具体步骤如下。

1) 计算心电信号的平均香农能量包络并平滑。在计算香农能量前首先对心电幅度进行归一化,即:

$$x_{\text{norm}}(i) = \frac{x(i)}{\max(|x(i)|)} \quad (1)$$

式中: $x(i)$ 为原始心电信号; $x_{\text{norm}}(i)$ 为归一化后的心电信号。对 $x_{\text{norm}}(i)$ 计算平均香农能量, 计算公式为^[34]:

$$Es(n) = -\frac{1}{N_w} \sum_{i=1}^{N_w} x_{\text{norm}}^2(i) \log x_{\text{norm}}^2(i) \quad (2)$$

式中: $Es(n)$ 即为平均香农能量; N_w 为求均值的窗的长度, 本文设定 $N_w = 20$ 。 $Es(n)$ 波形如图 4(a) 所示, 对 $Es(n)$ 进行 20 点平均平滑, 平滑后结果如图 4(b) 所示。

2) 对平滑后的平均香农能量进行一阶差分(图 4(c)), 并对差分后信号求平方值 $y(n)$ (图 4(d))。这是考虑到真实 R 波峰值通常远大于伪 R 波峰值, 一阶差分可以较好地保留真实 R 波斜率, 同时削弱伪 R 波斜率。对斜率求平方值, 可以将所有负数转换为正数, 同时进一步抑制伪 R 波较小的斜率, 增强真实 R 波的斜率。

3) 对平方值 $y(n)$ 进行平均平滑, 平滑窗口长度为 40, 可以得到平滑后的波峰信号 $z(n)$ 。 $z(n)$ 的波形如图 4(e) 所示。此时的波峰及其附近数据段应当包含了真实 R 波。

4) 由于在求 $Es(n)$ 的过程中, 真实的心电波形发生了微小的时移, 因此需要在 $z(n)$ 波峰附近搜索真实 R 波的位置。首先找到 $z(n)$ 的每一个峰值的位置, 寻找峰值前后 20 个点对应采样位置的心电波形。认定电压最大的点为 R 波。

5) 确定 R 波以后, 就可以寻找 Q 波和 S 波。由于 QRS 波群的持续时间通常在 0.06~0.1 s, 在 R 波波峰前后各 50 ms 内寻找最小值点, 并分别设定其为 Q 波和 S 波的位置。如此便可以得到完整的 QRS 波群。

2 卷积神经网络

近年来, 深度神经网络在大词汇语音识别^[35]、图像处理^[36-38]和自然语言处理^[39]等模式识别领域取得了非常显著的成就。CNN 是一种前馈型人工神经网络。经过训练后的 CNN 可以用于从图像数据中提取相关特征并进行分类, 避免了复杂的人工特征提取流程^[40]。本文所用的 CNN 如图 5 所示, 由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成^[41]。其中卷积操作是 CNN 的核心算法。将多通道的输入特征图与一定数量的卷积核卷积, 并将非线性激活函数作用于卷积结果, 得到具有多特征图的卷积输出^[42]。卷积有利于提取图像的抽象信息, 其计算公式为^[43]:

$$x_j^l f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (3)$$

式中: k_{ij}^l 为卷积核; b_j^l 为偏置; M_j 表示输入的特征图, * 表示卷积操作; $f(\cdot)$ 为激活函数, 可以增强网络的非线性。本文使用 ReLU 激活函数^[44]。池化层通常出现在卷积层之后, 主要目的在于减小特征图的尺寸, 并使神经网络

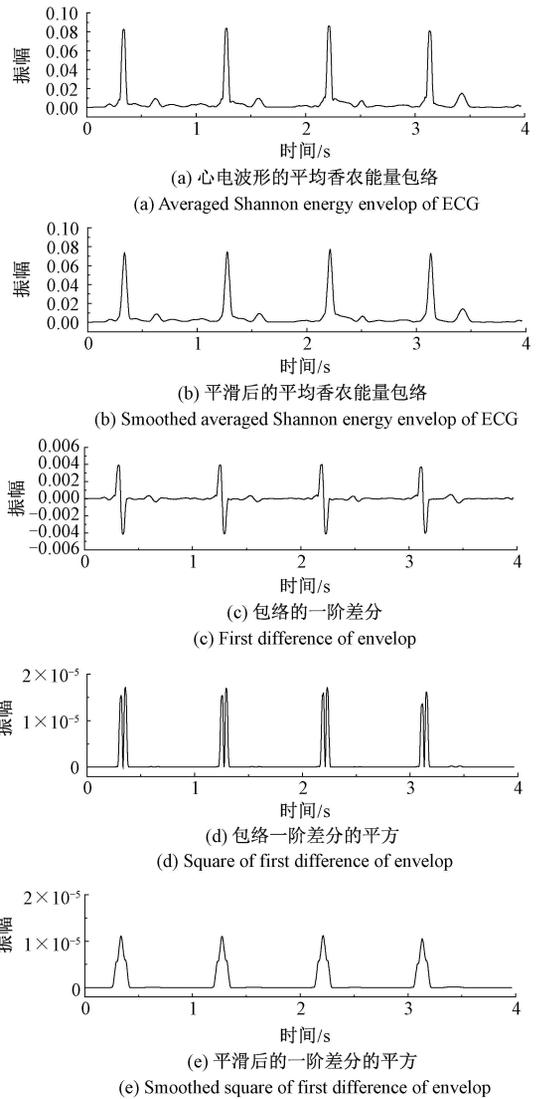


图 4 心电波形的变换

Fig. 4 Transformations of ECG

能够容忍输入信号中存在一定程度的扭曲和偏移^[45]。常用的池化方式为最大值池化(max-pooling)、平均池化(average-pooling)和随机池化(stochastic pooling)。本文采用的是最大值池化, 即取池化区域中的最大值。Dropout 方法是 Hilton 等在 2012 年提出的。在训练过程中以某一概率随机失活一些神经元, 可以减小 CNN 发生过拟合可能, 并提高神经网络分类的准确率^[46]。全连接层在卷积层和池化层之后, 用于完成网络的分类任务。它将此前网络提取出来的二维特征图转换为一维特征向量, 并在 Softmax 层中进行分类。最终输出为一维向量, 其中每一个维度的值表示输入样本属于对应类的概率。

根据 Jun 等^[47]和 Wu 等^[48]的研究, 将心电转换为二维图像后再进行卷积, 其分类准确率高于直接对时域心电数据进行一维卷积。因此在本文的研究中, 将输入的

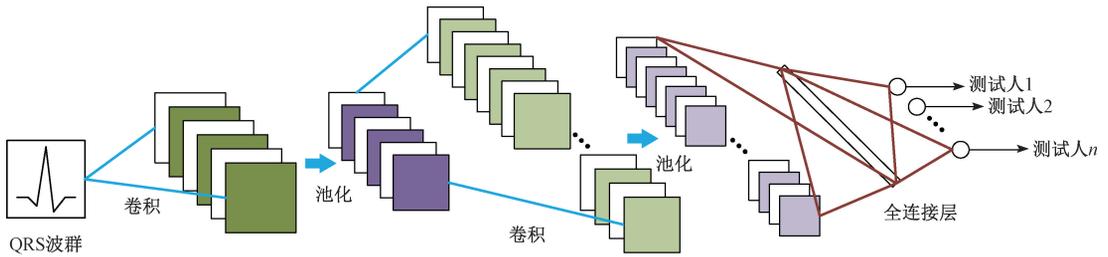


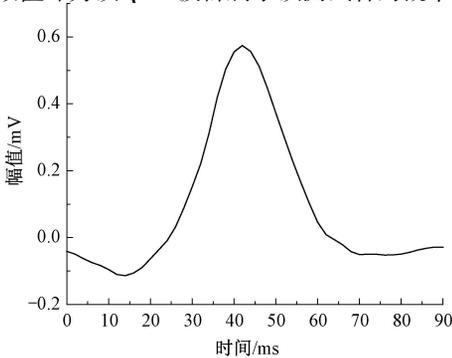
图 5 卷积神经网络结构

Fig. 5 Structure of convolutional neural network

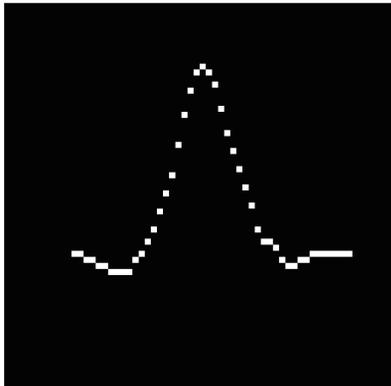
心电 QRS 波群转换成 64×64 pixels 的图片, 并输入到 CNN 中。将所有 QRS 波群向上平移至正半轴并归一化, 使得它们的幅值分布在 $[0, 1]$ 。由于本文所使用的所有 QRS 波群其横向长度均未超过 64 个点, 因此横向不需要进行处理, 而仅将其纵坐标的值放大 50 倍并按照四舍五入取整数, 作为所生成的图的纵坐标。假定最左上角的像素坐标为 $(0, 0)$, x 轴和 y 轴分别以水平向右和垂直向下为正方向, 将每段 QRS 波群的 R 波波峰放置于坐标为 $(31, 10)$ 的位置, 如此便可以将 QRS 波群转换为 64×64 pixels 尺寸的图片。一个转换前的 QRS 波群如图 6(a) 所示, 对应的转化后的图像如图 6(b) 所示。由于本文待识别者有 50 人, 因此 CNN 中全连接层的输出层有 50 个结点, 每个结点的数值即为该 QRS 波群属于该测试者的概率。

3 模型训练与结果分析

在训练 CNN 时, 从每一个受试者采集到的心电中提取 400 个 QRS 波群, 并各使用另外 10 个 QRS 波群进行测试。因此训练集和测试集中分别有 20 000 个和 500 个 QRS 波群的图像。为了探究不同结构 CNN 分类效果的差异, 本文研究了 4 种不同结构的 CNN, 详细结构如表 1 所示。其中 Con 表示卷积层, Pool 表示池化层, Drop 表示 Dropout 层, FC 表示全连接层, Soft 代表 Softmax 层。Model 1 和 Model 2 的前 3 层相同, 但 Model 2 多出 1 个卷积层。Model 2 和 Model 3 卷积层数相同, 但 Model 3 每层的卷积核数量较多。Model 3 和 Model 4 卷积层数也相同, 但 Model 4 的前 3 个卷积层使用了更多的卷积核。



(a) QRS 波群原始形状
(a) Original QRS complex



(b) QRS 波群二值图
(b) Binary image of QRS complex

图 6 QRS 波群

Fig. 6 QRS complex

表 1 不同卷积神经网络的结构

Table 1 Structure of several convolutional neural networks

层名	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Con1	$32 \times (3 \times 3)$	$32 \times (3 \times 3)$	$64 \times (3 \times 3)$	$128 \times (3 \times 3)$
Pool1	2×2	2×2	2×2	2×2
Drop1	0.4	0.4	0.4	0.4
Con2	$64 \times (3 \times 3)$	$64 \times (3 \times 3)$	$128 \times (3 \times 3)$	$256 \times (3 \times 3)$
Pool2	2×2	2×2	2×2	2×2
Drop2	0.4	0.4	0.4	0.4
Con3	$128 \times (3 \times 3)$	$128 \times (3 \times 3)$	$256 \times (3 \times 3)$	$512 \times (3 \times 3)$
Pool3	2×2	2×2	2×2	2×2
Drop3	0.4	0.4	0.4	0.4
Con4	-	$256 \times (3 \times 3)$	$512 \times (3 \times 3)$	$512 \times (3 \times 3)$
Pool4	-	-	-	-
Drop4	-	0.4	0.4	0.4
Flatten	-	-	-	-
FC1	-	256	-	-
Drop4	-	0.4	-	-
FC2	-	512	-	-
Drop5	-	0.4	-	-
Soft	-	50	-	-

本文的 CNN 训练和测试在 Keras 和 Tensorflow 平台上运行, 所使用的计算机配置如下: 操作系统为 Ubuntu 18.04, CPU 为 Intel i5 8400, 主板为 GIGABYTE B360-

HD3, 显卡为 GTX1080, 内存为 DDR4 2400 (共 32 G)。训练 30 个 epoches。考虑到 Adam 梯度下降算法结合了 momentum 和 RMSprop 算法的优点, 计算效率高^[49], 本研究使用 Adam 算法。训练时学习率设置为 0.002, 损失函数为 categorical_crossentropy。作为对比, 使用了文献[17, 27]方法对本文采集到的心电样本进行身份识别。不同模型的身份识别结果如表 2 所示。

表 2 不同 ECG 身份识别方法准确率
Table 2 Accuracies of different identification methods based on ECG

方法或模型	准确样本数	准确率/%
Model 1	464	92.8
Model 2	491	98.2
Model 3	489	97.8
Model 4	472	94.4
文献[17]	411	82.2
文献[27]	446	89.2

可以看出, 本文所计算出来的准确率最高的模型为 Model 2, 其准确率为 98.2%。Model 3 的准确率略低于 Model 2, 为 97.8%。卷积层数较少的 Model 1 准确率相对较低, 这可能是由于层数较少时模型的泛化能力有限。使用卷积核数量较多的 Model 4 时准确率也有所降低。这可能是因为较多卷积核通常需要较大的训练数据, 而本文所提供的训练数据有限。可见想要达到较高的识别准确率, 需要选择适宜的卷积层数和卷积核数量, 而不能盲目增加神经网络的复杂程度。这是今后进行网络结构优化必须考虑的重要问题。使用文献[17]方法得到的准确率则相对较低(82.2%), 这可能是由于我们采集到的心电存在噪声干扰, 对 ECG 波形及其子带波形使用 DTW 算法进行动态规整时不够准确。此外, 心电不同频带的能量也容易受到噪声或心跳不稳定因素的影响, 如果利用 32 个频带的能量进行身份识别, 则容易出现泛化性能不足的问题。文献[27]的方法用于本文所采集的数据时, 识别准确率为 89.2%, 低于本文方法。这是由于文献[27]提取的特征只能反映 QRS 波群的基本形态, 而本文采集到的同一人的 QRS 波存在一定的噪声, 提取到的文献[27]所述的特征向量不稳定。此外, 支持向量机更适合训练样本数量不多的情形。而本研究的训练样本数量较大, 所以直接将文献[27]所述方法应用于本文的数据时, 识别准确率较低。综上, 本文所提出的 CNN 模型泛化能力较好, 能够抵抗部分不稳定因素的干扰, 非常适用于图像的模式识别, 因此达到了较高的识别准确率。

LSTM 神经网络常被用于一维时序信号预测^[50]或二维图像(例如汽车牌照图片)的文字识别^[51]中。考虑到心电信号也是一种时序信号, 本文也尝试了在 CNN 之后

连接双向 LSTM(Bi-LSTM)进行身份识别。其中 CNN 部分采用上述 Model 2 中 CNN 的结构, Bi-LSTM 则尝试了一层或两层结构, 详细结构及对应的身份识别准确率如表 3 所示。

表 3 加入不同 Bi-LSTM 结构的模型的身份识别准确率
Table 3 Accuracies of models with different structures of Bi-LSTM

方法或模型	准确样本数	准确率/%
单层 Bi-LSTM (128)	490	98.0
双层 Bi-LSTM (128, 128)	491	98.2
双层 Bi-LSTM (256, 256)	490	98.0

对比表 3 与 2 中 Model 2 的识别准确率, 可以看出, 在加入 Bi-LSTM 神经网络之后, 身份识别的准确率几乎没有变化, 即并未出现显著提高。这可能是由于使用 CNN 时已经将心电 QRS 波群作为一幅整体图片提取其形态特征, 这些提取出的特征对于本研究的身份识别而言已经足够充分, 而加上 Bi-LSTM 层后, 其提取的时序特征对于进一步提高分类准确率已经没有太大的意义, 反而会增加神经网络的参数。

4 结 论

基于生物特征的身份识别是目前模式识别领域的研究热点之一。心电信号具有容易采集, 不易伪造等特点, 利用心电进行身份识别近年来得到了广泛关注。考虑到心电信号中的 QRS 波群相对稳定, 本文提出了使用 QRS 波群进行心音身份识别。研究中探索了具有不同层数和卷积核数的卷积神经网络的识别准确率, 发现其最高准确率可达 98.2%, 高于传统识别方法。下一步将优化模型, 如参考 ResNet 等网络, 以进一步提高识别准确率, 并使用多导联心电进行身份识别。同时, 也会利用更多生物特征达到更好的身份识别效果。

参考文献

- [1] 吴从中, 王浩宇, 詹曙. 融合曲面形状和纹理特征的三维人脸识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 150-156.
WU C ZH, WANG H Y, ZHAN SH. 3D face recognition by fusing surface shape and texture features[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(9): 150-156.
- [2] 薛杉, 朱虹, 吴文欢. 单样本的低分辨率单目标人脸识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 196-202.
XUE SH, ZHU H, WU W H. Low-resolution single object face recognition algorithm with single sample[J].

- Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 196-202.
- [3] GHAAHABI O, HERNANDO J. Restricted Boltzmann machines for vector representation of speech in speaker recognition[J]. Computer Speech & Language, 2018, 47: 16-29.
- [4] 顾陈磊, 刘宇航, 聂泽东, 等. 指纹识别技术发展现状[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(4): 470-482.
- GU CH L, LIU Y H, NIE Z D, et al. A review of fingerprint recognition technology[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(4): 470-482.
- [5] AGARWAL A, KESHARI R, WADHWA M, et al. Iris sensor identification in multi-camera environment [J]. Information Fusion, 2019, 45: 333-345.
- [6] 刘笑楠, 白雨辰, 尹思璐, 等. 基于类卷积神经网络的可见光虹膜识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2651-2658.
- LIU X N, BAI Y CH, YIN S L, et al. Iris recognition of visible light based on analogous convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2651-2658.
- [7] 汪露云, 孔万增, 张昕昱, 等. 脑纹识别研究综述[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(5): 602-607.
- WANG L Y, KONG W Z, ZHANG X Y, et al. The survey of EEG fingerprints identification [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(5): 602-607.
- [8] SHARMA M, RAVAL M, ACHARYA U R. A new approach to identify obstructive sleep apnea using an optimal orthogonal wavelet filter bank with ECG signals[J]. Informatics in Medicine Unlocked, 2019, 16: 100170.
- [9] THAMARAIMANALAN T, SAMPATH P. A low power fuzzy logic based variable resolution ADC for wireless ECG monitoring system [J]. Cognitive Systems Research, 2019, 57: 236-245.
- [10] 赖汝楠. 便携式心电检测设备的心律失常分析算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2018.
- LAI R N. Research on arrhythmia analysis algorithm of portable ECG detection equipment [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [11] MAJUMDER S, CHEN L, MARINOV O. Noncontact wearable wireless ECG systems for long-term monitoring[J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2018, 11: 306-321.
- [12] 毛雪岷, 张婷婷, 蔡传晰, 等. 基于 ARMA 模型的心电聚类算法[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(6): 816-821.
- MAO X M, ZHANG T T, CAI CH X, et al. ECG clustering algorithm based on ARMA [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2012, 31(6): 816-821.
- [13] 雷靳灿, 廖彦剑, 郑小林, 等. 模块式多功能运动心电图检测系统的设计[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(7): 1484-1489.
- LEI J C, LIAO Y J, ZHENG X L, et al. Design of modular and multi-function exercise ECG diagnosis system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(7): 1484-1489.
- [14] BIEL L, PETERSSON O, PHILIPSON L, et al. ECG analysis: A new approach in human identification [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2001, 50(3): 808-812.
- [15] 杨向林, 严洪, 任兆瑞, 等. 基于 PCA 特征和融合特征的 ECG 身份识别方法[J]. 智能系统学报, 2010, 5(5): 458-463.
- YANG X L, YAN H, REN ZH R, et al. A method based on the PCA feature and fusion feature for ECG human identification [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2010, 5(5): 458-463.
- [16] 杨雷, 赵治栋. 基于 MP 稀疏分解的心电身份识别[J]. 杭州电子科技大学学报, 2011, 31(4): 98-101.
- YANG L, ZHAO ZH D. ECG identification based on MP sparse decomposition [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2011, 31(4): 98-101.
- [17] 王利, 白鹏飞, 潘中良, 等. 基于 ECG 频带特征的身份识别[J]. 中国医学物理学杂志, 2012, 29(5): 3649-3652.
- WANG L, BAI P F, PAN ZH L, et al. A human identification method based on ECG's Frequency band features[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2012, 29(5): 3649-3652.
- [18] 吴波. 基于心电信号的身份识别与心律失常识别方法研究[D]. 济南:山东大学, 2019.
- WU B. Research on biometrics and arrhythmia recognition based on ECG signal [D]. Ji'nan: Shandong University, 2019.
- [19] 王玉婷, 王晓飞, 李冬赏, 等. 基于典型心电数据库的心电信号发生器设计[J]. 生物医学工程学报, 2016, 33(1): 97-100.
- WANG Y T, WANG X F, LI D SH, et al. Design of electrocardiogram signal generator based on typical electrocardiogram database [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2016, 33(1): 97-100.

- [20] 刘春, 谢皓, 肖奕霖, 等. EWT算法在ECG信号滤波中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1835-1842.
- LIU CH, XIE H, XIAO Y L, et al. Research on empirical wavelet transform algorithm in ECG signal filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1835-1842.
- [21] 朱俊江, 张远辉. 面向心电信号去噪的正交小波构造方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(1): 109-113.
- ZHU J J, ZHANG Y H. Construction of orthogonal wavelet for ECG signal processing[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(1): 109-113.
- [22] SATIJA U, RAMKUMAR B, MANIKANDAN S. Automated ECG noise detection and classification system for unsupervised healthcare monitoring[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(3): 722-732.
- [23] 郑敏敏, 高小榕, 谢海鹤. 心电信号小波去噪的改进算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(1): 114-118.
- ZHENG M M, GAO X R, XIE H H. Research on an improved algorithm for wavelet denoising of ECG [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(1): 114-118.
- [24] 吕刚, 陈立. 小波变换和支持向量机相融合的ECG身份识别[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 195-199.
- LV G, CHEN L. ECG human identification based on wavelet transforms and support vector machine [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(24): 195-199.
- [25] 吴怀选, 张磊, 符楚君, 等. 基于自适应小波阈值函数的心电信号去噪[J]. 计算技术与自动化, 2019, 38(2): 80-84.
- WU H X, ZHANG L, FU CH J, et al. ECG signal denoising based on adaptive wavelet threshold function[J]. Computing Technology and Automation, 2019, 38(2): 80-84.
- [26] 江依法, 周青, 叶含笑, 等. 基于扩散模型的心电信号基线漂移去除法[J]. 中国生物医学工程学报, 2013, 32(5): 631-635.
- JIANG Y F, ZHOU Q, YE H X, et al. Method of removing baseline wandering in ECG signals based on a diffusion model [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2013, 32(5): 631-635.
- [27] 陈曦, 陈冠雄, 沈海斌. 基于SVM的ECG传感器信号身份识别方法[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(10): 40-46.
- CHEN X, CHEN G X, SHEN H B. ECG sensor signal identification method based on SVM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(10): 40-46.
- [28] 师黎, 郭豹, 李中健, 等. 基于心电图的身份识别方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(1): 175-177.
- SHI L, GUO B, LI ZH J, et al. Human identification approach based on ECG [J]. Computer Engineering, 2011, 37(1): 175-177.
- [29] PAN J, TOMPKIN W J. A real-time QRS detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, 32(3): 230-236.
- [30] YE H Y C, WANG W J. QRS complexes detection for ECG signal; The difference operation method [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2008, 91(3): 245-254.
- [31] YOCHUM M, RENAUD C, JACQUIR S. Automatic detection of P, QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2016, 25: 46-52.
- [32] 王之琼, 吴承暘, 信俊昌, 等. 基于极限学习机的左束支传导阻滞辅助诊断研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(3): 293-299.
- WANG ZH Q, WU CH Y, XIN J CH, et al. Algorithm of left bundle branch block diagnosis based on ELM[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(3): 293-299.
- [33] 王超. ECG去噪和R波检测的算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
- WANG CH. Algorithm research on ECG denoising and R wave detection[D]. Hefei: Anhui University, 2018.
- [34] DENG S W, HAN J Q. Towards heart sound classification without segmentation via autocorrelation feature and diffusion maps [J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 60: 13-21.
- [35] SAINATH T N, KINGSBURY B, SAON G, et al. Deep convolutional neural networks for large-scale speech tasks[J]. Neural Networks, 2015, 64: 39-48.
- [36] TRAORE B B, KAMSU-FOGUEM B, TANGARA F. Deep convolutional neural network for image recognition[J]. Ecological Informatics, 2018(48): 257-268.
- [37] 刘涵, 郭润元. 基于X射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 247-256.
- LIU H, GUO R Y. Detection and identification of SAWH pipe weld defects based on X-ray image and CNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4):

- 247-256.
- [38] 李伟, 张旭东. 基于卷积神经网络的深度图像超分辨率重建方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 1918-1928.
LI W, ZHANG X D. Depth image super-resolution reconstruction based on convolution neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(12): 1918-1928.
- [39] 郑啸, 王义真, 袁志祥, 等. 基于卷积记忆神经网络的微博短文本情感分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3): 195-200.
ZHENG X, WANG Y ZH, YUAN ZH X, et al. Sentiment analysis of micro-blog short text based on convolutional memory neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(3): 195-200.
- [40] 李子聪, 曾宇航, 熊晓明. 基于 SoC 的卷积神经网络系统设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(10): 126-131.
LI Z C, ZENG Y H, XIONG X M. Design of convolutional neural network system based on SoC[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(10): 126-131.
- [41] 李春, 张代红, 李登武. 基于 CNN-LSTM 的配电网供电能力研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(9): 16-21.
LI CH, ZHANG D H, LI D W. Study on power supply capacity of distribution network based on CNN-LSTM[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(9): 16-21.
- [42] MUNOZ-MARTINEZ F, ABELLAN J L, ACACIO M E. InsideNet: A tool for characterizing convolutional neural networks [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 100: 298-315.
- [43] LI S, JIANG H, PANG W. Joint multiple fully connected convolutional neural network with extreme learning machine for hepatocellular carcinoma nuclei grading[J]. Computers in Biology and Medicine, 2017, 84: 156-167.
- [44] 徐国晟, 张伟伟, 吴训成, 等. 基于卷积神经网络的车道线语义分割算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 89-94.
XU G SH, ZHANG W W, WU X CH, et al. Laneline semantic segmentation algorithm based on convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 89-94.
- [45] 卢来, 邓文, 吴卫祖. 基于改进深度卷积神经网络的步态识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 88-93.
LU L, DENG W, WU W Z. Gait recognition algorithm based on improved deep convolution neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 88-93.
- [46] 陈庆, 闫斌, 叶润, 等. 航拍绝缘子卷积神经网络检测及自爆识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 942-953.
CHEN Q, YAN B, YE R. Insulator detection and recognition of explosion fault based on convolutional neural networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6): 942-953.
- [47] JUN T J, NGUYEN H M, KANG D, et al. ECG arrhythmia classification using a 2-D convolutional neural network [J]. Computer Science, 2018, arXiv: 1804.06812v1.
- [48] WU Y, YANG F, LIU Y, et al. A comparison of 1-D and 2-D deep convolutional neural networks in ECG classification [J]. Computer Science, 2018, arXiv: 1810.07088.
- [49] 鲍宇, 殷佳豪, 刘世杰, 等. 基于弱监督学习卷积神经网络的心脏按压评估[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 203-212.
BAO Y, YIN J H, LIU SH J, et al. Assessment of chest cardiac compression in convolutional neural network based on weak supervised learning strategy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 203-212.
- [50] 魏昱洲, 许西宁. 基于 LSTM 长短期记忆网络的超短期风速预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 64-71.
WEI Y ZH, XU X N. Ultra-short-term wind speed prediction model using LSTM networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 64-71.
- [51] 丁进超, 张伟伟, 吴训成. 基于双向长短期记忆网络的车牌识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(6): 173-179.
DING J CH, ZHANG W W, WU X CH. License plate recognition algorithm based on long and short memory network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(6): 173-179.

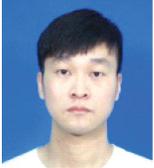
作者简介



梁盛德, 2005 年于陕西师范大学获得学士学位, 2008 年于陕西师范大学获得硕士学位, 现为南京大学博士研究生, 甘肃民族师范学院讲师, 主要研究方向为声学信号处理和生物医学工程。

E-mail: lsd2834@163.com

Liang Shengde received his B. Sc. degree from Shaanxi Normal University in 2005, M. Sc. degree from Shaanxi Normal University in 2008. He a Ph. D. candidate at Nanjing University and a lecturer at Gansu Normal University for Nationalities now. His main research interests include acoustic signal processing and biomedical engineering.



王寻 (通信作者), 2011 年于南京理工大学获得学士学位, 2013 年于美国 University of Dayton 获得硕士学位, 2017 年于南京大学获得博士学位, 现为中国科学院声学研究所站博士后, 主要研究方向为生物医学工程和声学信号处理。

E-mail: wangxunweihua@163.com

Wang Xun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2011, M. Sc. degree from University of Dayton (US) in 2013,

Ph. D. degree from Nanjing University in 2017. Now he is a Post-Doctor in Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include biomedical engineering and acoustic signal processing.



梁金福, 2004 年于贵州师范大学获得学士学位, 2009 年于贵州师范大学获得硕士学位, 2014 年于南京大学获得博士学位, 现为贵州师范大学副教授, 主要研究方向为声学信号处理和非线性声学。

E-mail: liang.shi2007@163.com

Liang Jinfu received his B. Sc. degree from Guizhou Normal University in 2004, M. Sc. degree from Guizhou Normal University in 2009, Ph. D. degree from Nanjing University in 2014. Now he is an associate professor at Guizhou Normal University. His main research interests include acoustic signal processing and nonlinear acoustics.