

基于卷积神经网络的 T 波形态分类

刘 明¹ 李国军¹ 郝华青¹ 侯增广² 刘秀玲¹

摘 要 T 波形态分类有助于诊断心肌缺血、急性心包炎和心脏猝死等疾病, 是心电图远程监控中一个重要的研究课题. 传统的 T 波分类算法依赖于 T 波检测, 在准确定位 T 波的关键点之后再提取 T 波特征, 完成分类. 但是由于 T 波位置可能发生一定程度偏移, T 波的形态多变且受到多种噪声的干扰, T 波检测是一个难题. 为了解决上述问题, 本文提出基于卷积神经网络的 T 波分类算法: 首先根据 QRS 波群位置及医学统计规律确定一个 T 波候选段, 然后采用卷积神经网络直接完成 T 波分类. 由于卷积神经网络有稀疏连接、权值共享的特性, 能够通过训练自动获取 T 波特征, 并且其特征对微小平移具备不变性且对噪声不敏感, 从而能够有效解决 T 波形态分类问题. 最后在 MIT-BIH QT 心电数据库上对本文方法进行测试, 实验结果表明, 本文方法可以在 T 波起始点未确定的情况下, 能够识别单峰直立、单峰倒置、低平、负正双向、正负双向五类 T 波形态, 正确率达到了 99.1%.

关键词 心血管病, T 波形态, 卷积神经网络, 分类

引用格式 刘明, 李国军, 郝华青, 侯增广, 刘秀玲. 基于卷积神经网络的 T 波形态分类. 自动化学报, 2016, 42(9): 1339–1346

DOI 10.16383/j.aas.2016.c150817

T Wave Shape Classification Based on Convolutional Neural Network

LIU Ming¹ LI Guo-Jun¹ HAO Hua-Qing¹ HOU Zeng-Guang² LIU Xiu-Ling¹

Abstract T wave shape classification which is helpful for the diagnosing of many cardiovascular diseases such as myocardial ischemia, acute pericarditis and sudden cardiac death, is an important research topic in electrocardiogram remote monitoring. The method of traditional T wave shape classification is based on the accurate detection of the T wave. It is implemented after the T wave delineation and feature extraction. However, T wave detection is difficult because of the position shift, morphologic variation and multi-noise. To resolve this problem, this paper proposes to classify T wave shape based on convolutional neural network. In the new method, firstly, a candidate data segment which contains the T wave is intercepted based on the location of the QRS wave and the medical statistical knowledge. Then the T wave is classified directly based on the convolutional neural network. Due to the advantages of sparse connection and weight share, the convolutional neural network can extract T wave feature by data training and it is robust to the position shift and noise. So the convolutional neural network can resolve the T wave shape classification problem efficiently. The new method is tested on the MIT-BIH QT database; the experimental results show that the new method performs well in T wave shape classification without T wave delineation and the classification accuracy is 99.1%.

Key words Cardiovascular disease, T wave morphology, convolutional neural network, classification

Citation Liu Ming, Li Guo-Jun, Hao Hua-Qing, Hou Zeng-Guang, Liu Xiu-Ling. T wave shape classification based on convolutional neural network. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9): 1339–1346

收稿日期 2015-12-08 录用日期 2016-02-27
Manuscript received December 8, 2015; accepted February 27, 2016

国家自然科学基金 (61473112), 河北省杰出青年基金 (F2016201186), 河北省自然科学基金 (F2015201112), 河北省高等学校科学技术研究项目 (ZD2015067) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61473112), Foundation for Distinguished Young Scholars of Hebei Province (F2016201186), Natural Science Foundation of Hebei Province (F2015201112), and Science and Technology Research Project for Universities and Colleges in Hebei Province (ZD2015067)

本文责任编辑 刘艳军

Recommended by Associate Editor LIU Yan-Jun

1. 河北大学河北省数字医疗工程重点实验室 保定 071002 2. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室 北京 100190

1. Hebei Provincial Key Laboratory of Digital Medical Engineering, Hebei University, Baoding 071002 2. State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

近年来, 心血管病的发病率呈明显上升趋势, 全国疾病监测系统的监测数据显示, 我国心血管病患者由 2010 年的 2.7 亿上升至 2014 年的 2.9 亿, 其中高血压患者 2.7 亿, 脑卒中患者 700 万, 心肌梗死患者 250 万, 心力衰竭患者 450 万, 肺心病患者 500 万, 风湿性心脏病患者 250 万, 先天性心脏病患者 200 万, 即每 5 个成人中就有 1 名患心血管病. 心血管病的死亡率在农村占总死亡率的 44.8%, 在城市为 41.9%, 已然超过肿瘤及其他疾病, 位居死亡率第一, 大概每 5 例死亡者中就有 2 例死于心血管病, 心血管病防治工作刻不容缓. 采用动态心电图对心血管病患者进行监控是降低心血管疾病的致死率和避免并发症的有效手段. 心电图自动分类是动态心电图监控的核心技术.

现有医学成果表明^[1-3], T 波形态改变是心脏猝

死等疾病的重要标志, T 波形态分类具有重要的医学意义. 然而由于心电信号包含复杂噪声, 而 T 波能量低、持续时间短、形态多变、位置可能发生偏移, 这些因素导致 T 波分类技术研究成为心电信号分析领域一个重要课题.

Vila 等^[4]建立了 T 波的数学模型, 然后根据该模型检测 T 波并完成分类. 但是由于噪声的干扰, 以及 T 波形态变化, 采用数学模板检测 T 波非常困难. 事实上, 到目前为止, T 波检测依然是心电信号处理领域的难题. 王云鹤等^[5]提取 T 波形态模板大值的个数和正负顺序作为特征, 然后利用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 实现了 T 波分类, 尽管该方法取得了较高的正确率, 但是仍然需要准确定位 T 波峰值. Hadjem 等^[6]设计了一种基于分类器集成的 T 波异常检测算法, 首先检测 QRS 波群中 Q 波端点和 T 波端点, 然后提取 QT 段形态特征, 最后集成决策树、支持向量机和逻辑回归等分类器, 判断 T 波是否异常, 该方法也需要准确定位 T 波. 上述方法取得了一定效果, 但是这些方法依赖于对 T 波的准确定位, 在准确确定 T 波关键点之后才能判断 T 波形态. 而由于噪声干扰、T 波形态变化及 T 波位置偏移等因素的影响, T 波准确定位是难以实现的, 在实际系统中只能获取一个包含 T 波的候选段. 基于此, 本文研究了基于 T 波候选段的 T 波分类技术, 并且采用卷积神经网络自动提取特征并完成分类.

神经网络算法研究一直是模式识别领域的热点课题. Liu 等^[7-8]对自适应神经网络进行改进并且应用于非线性系统跟踪控制. Zhang 等^[9]对连续时间递归神经网络的稳定性进行了全面探讨. 卷积神经网络是神经网络的衍生改进, 它的稀疏连接、权值共享的特殊结构不仅大大降低了模型的复杂度, 而且使其获取的特征对于噪声干扰以及目标的位置变化和尺度缩放具有良好的鲁棒性. 目前卷积神经网络已经被广泛应用到各种模式分类问题中. 其中, McDonnell 等^[10]利用一种快速学习的浅层卷积神经网络模型进行图像分类, 利用谷歌网络中街景门票号码数据库进行验证, 正确识别率高达 96%. Kalchbrenner 等^[11]利用卷积神经网络模型处理不同长度的语句, 采用捕捉到的语句的长短和特征图实现情感识别. Dosovitskiy 等^[12]利用卷积神经网络构造椅子、桌子、汽车的三维模型, 经过训练后可以准确计算不同对象之间的相似度. 将卷积神经网络引入 T 波分类问题, 可以克服心电噪声和 T 波位置改变等因素对 T 波形态分类的干扰.

本文提出基于卷积神经网络的 T 波分类算法, 首先利用小波重构的办法检测 R 波峰值, 从而确定 QRS 波群位置, 然后根据医学统计规律确定一个 T

波候选段, 最后将构建好的数据集输入卷积神经网络中完成 T 波的形态学分类. 与传统的先通过 T 波检测定位 T 波位置再对 T 波分类的方法相比, 本文利用卷积神经网络能够自动提取特征, 并且其特征对噪声和目标位置改变等因素鲁棒的特点, 直接对 T 波候选段进行分类, 避开了 T 波检测这一难点, 成功实现了 T 波形态分类.

1 算法实现

本文利用卷积神经网络的稀疏连接、权值共享的特点对 T 波形态进行特征提取、形态学分类. 本文首先利用小波重构的办法检测 R 波峰值, 然后根据检测到的 R 波峰值提取 T 波候选段, 最后结合心电信号具有的大数据特征, 构建数据集并输入卷积神经网络中完成 T 波的形态学分类. 本文算法流程图如图 1 所示.

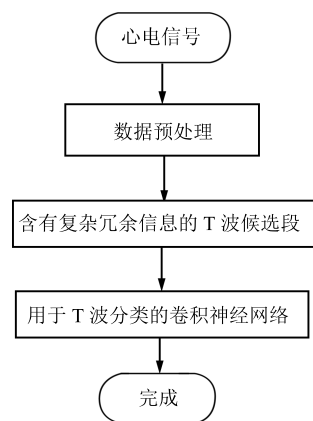


图 1 T 波形态分类算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the T wave shape classification

1.1 数据预处理

采用小波变换^[13]对心电信号进行数据预处理, 去噪并标记出 R 波波峰位置.

步骤 1. 采用自适应阈值法去噪. 相比于固定阈值方法, 算法自适应地调节阈值, 使得不同尺度具有不同阈值, 增强了算法对不同类噪声的适应性, 提高了算法的稳定性. 自适应阈值定义为

$$T_k = \frac{\sigma_k \sqrt{2 \lg n}}{S_k}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, L \quad (1)$$

其中, $S_k = 2^{(L-k)/L}$, L 为小波的总分解尺度, k 为阈值小波尺度, 与小波分解尺度相关, 不同尺度具有不同阈值, 正好与小波分析的多分辨率相适应.

$$\sigma_k = \frac{\text{median} |b_k|}{0.6745}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, L \quad (2)$$

步骤 2. 对信号小波重构^[13]. 心电信号的绝大部分能量集中于 QRS 波群, P 波和 T 波能量很小, 重构信号中能量小的 P 波和 T 波被减弱, 能量大的 QRS 波群被增强和凸显, 而能量峰值即是 R 波峰值. 然后对滤波信号加时间窗, 并在窗内搜索极大值点, 该点即为 R 波峰值位置. 图 2 为一段 R 波峰值检测的心电图, 峰值用三角形符号标出.

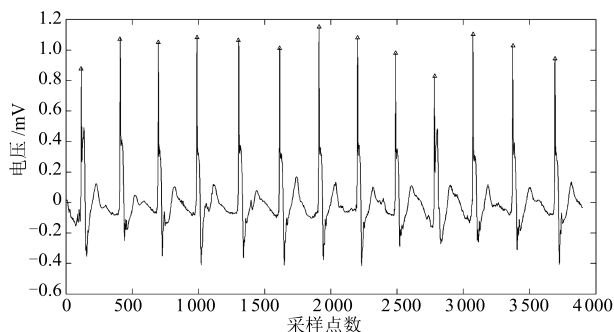


图 2 R 波峰值检测示意图

Fig. 2 Illustration of the R wave peak detection

1.2 T 波候选段获取

1.2.1 T 波形态

T 波位于 S-T 段之后, 是一个比较低而占时较长的波, 是由心室复极产生的. 正常 T 波钝圆占时较长, 从基线开始缓慢上升然后较快下降, 形成前肢较长、后肢较短的波形. T 波方向常和 QRS 波群的主波方向一致. 根据医学统计, T 波从形态学上可以分为五类: 单峰倒置 (A)、单峰直立 (B)、正负双向 (C)、负正双向 (D)、低平 (E), 如图 3 所示.

1.2.2 T 波候选段获取

以测到的 R 波为基准点定位, 在 R 波之后定义一个包含有 T 波的长度和位置的数据候选段, 然后把得到的数据段截取出来, 如图 4 和图 5 所示, 其中, 每个 T 波候选段截取的步骤如下:

步骤 1. 根据 RR 间期估算出 T 波起点^[14]

$$T = 40 + 1.3\sqrt{RR} \quad (3)$$

其中, T 表示 T 波起点, RR 表示 RR 间期.

步骤 2. 根据 RR 间期估计 QT 间期长度 (它表示了 Q 波起点至 T 波终点的间期). 已知 R 波通常滞后 Q 波 30~70 ms 左右, 因此可以采用下面的 Ashmsn 公式估计 QT 间期长度

$$QT = K \lg(10RR + 0.07) \quad (4)$$

其中 K 取值 0.380.

步骤 3. 找到 T 波候选段之后, 截取并储存 T 波候选段.

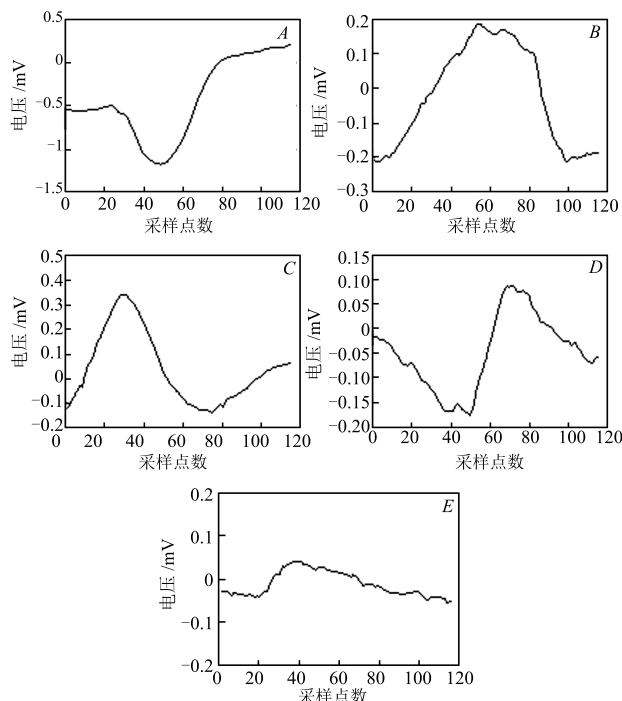


图 3 T 波形态示例

Fig. 3 Illustration of the shapes of the T wave

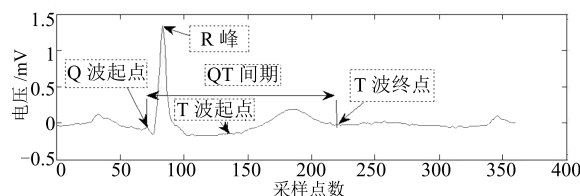


图 4 心电信号示意图

Fig. 4 Illustration of the electrocardiograph (ECG) signal

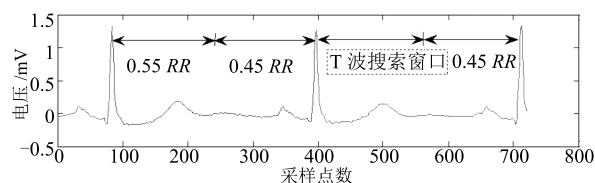


图 5 T 波截取窗口示意图

Fig. 5 Illustration of the window for T wave interception

1.3 卷积神经网络模型

1.3.1 卷积神经网络的特点

卷积神经网络的设计受到早期的时延神经网络的启发, 是一种特殊的深层神经网络模型. 一方面它的神经元间的连接是稀疏连接的; 另一方面同一层中某些神经元之间连接的权重是共享的, 通过挖掘数据空间上的相关性, 减少网络中的可训练参数的数量, 提高其优化算法的效率.

卷积网络通过在相邻两层之间强制使用稀疏连接模式来利用信号的空间局部特性, 如图 6 在第 m

层的隐层单元只与第 $m-1$ 层的输入单元的局部区域有连接, 第 $m-1$ 层的这些局部区域被称为空间连续的接受域, 如果第 $m-1$ 层为输入层, 第 m 层的接受域宽度为 3, 即该层的每个单元仅与输入层的 3 个相邻神经元相连, 第 m 层与第 $m+1$ 层具有类似的链接规则, 这种结构将学习到的特征限制在局部空间模式. 从图 6 可以看出, 多个这样的层堆叠起来后会使得局部空间逐渐成为全局. 如图 7 所示, 每个稀疏过滤器通过共享权值都会覆盖全局可视域, 这些共享权值的单元构成一个特征映射, 重复单元能够对特征进行识别而不考虑它在可视域中的位置, 使得我们能更有效地进行特征提取, 极大减少了需要学习变量的个数.

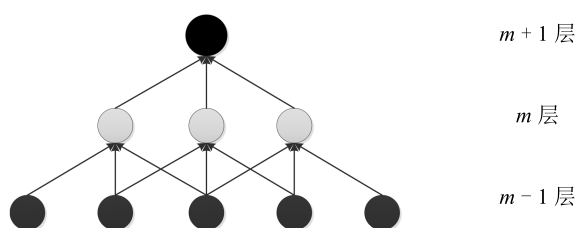


图 6 稀疏链接示意图

Fig. 6 Illustration of the sparse connection

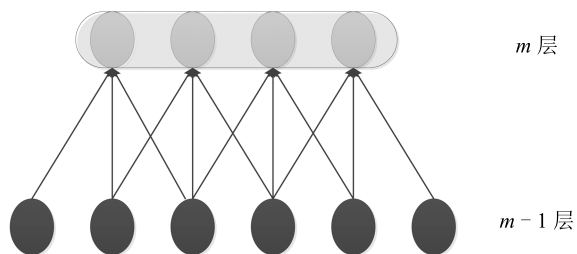


图 7 权值共享示意图

Fig. 7 Illustration of the weight share

稀疏链接和权值共享的网络结构使卷积神经网络更类似于生物神经网络, 降低了网络模型的复杂度, 减少了权值的数量, 对平移、比例缩放、倾斜或者其他形式的变形具有高度不变性. 此外, 通过对网络中卷积核进行优化, 可使其获得的特征对噪声鲁棒.

1.3.2 针对 T 波搭建的卷积神经网络模型

将卷积神经网络分为两部分, 特征提取部分负责学习 T 波有效特征以助于分类结果; 特征分类部分利用提取特征对 T 波进行准确分类. 二者协作完成对 T 波的形态学分类. 由于卷积神经网络本来是用来处理二维数据的, 想要用来处理一维信号, 必须对其进行调整.

特征提取部分由卷基层和下采样层交替组成. 卷基层 (C-层) 可以看作是模糊滤波器, 使原信号特征增强并且降低噪音. 在卷积层中, 上一层的特征向量与当前层的卷积核进行卷积, 卷积运算的结果经过激活函数后形成了这一层的特征映射. 卷积层输出可以用下式表示:

$$x_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} \times W_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (5)$$

其中, x_j^l 表示第 l 层卷积层第 j 个卷积核对应的特征向量, M_j 表示当前神经元的接受域, W_{ij}^l 表示第 l 层第 j 个卷积核的第 i 个加权系数, b_j^l 表示第 l 层第 j 个卷积核对应的偏置系数, 而 f 为非线性函数, 其计算公式为

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

下采样层 (S-层) 利用局部相关性的原理对数据进行子抽样, 在减少数据维数的同时保留有用信息, 同时采用池化技术来保持特征, 使特征具有位移、缩放和不变性. 下采样层具有二次特征提取的作用, 隐层与隐层之间空间分辨率递减, 其计算公式为

$$x_j^l = f \left(\beta_j^l \times \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l \right) \quad (7)$$

其中, $\text{down}(\cdot)$ 表示下采样函数, β_j^l 表示加权系数, b_j^l 表示偏置系数.

图 8 是针对 T 波分类构建的神经网络模型, 包括输入层、卷积层、采样层、输出层. 每个神经元的输入与前一层的输出相连, 提取局部特征. 在卷积层 C1 中分布了 3 个长度为 15 个采样点的卷积核, 其输入为 116 个采样点的 T 波候选段, 输出 3 个长度为 102 个采样点的特征向量; 下采样层 S1 对 C1 层中输出的特征向量进行池化操作, 将特征向量压缩为 51 个采样点. C2 层包含 3 个长度为 22 个采样点的卷积核, 输出是 9 个长度为 30 个采样点的特征向量, 卷积之后的特征向量被 S2 层再次池化之后, 最终送入输出层计算分类结果. 这种卷积神经网络特有的两次特征提取结构使网络在识别时对输入数据有较高的畸变容忍能力.

1.3.3 训练算法

卷积神经网络是输入到输出的映射, 能够在不需要任何输入和输出之间的精确数学表达式的前提下, 利用已标记的数据进行训练, 建立输入输出对之间的映射关系.

如图 9 所示, 卷积神经网络训练流程如下:

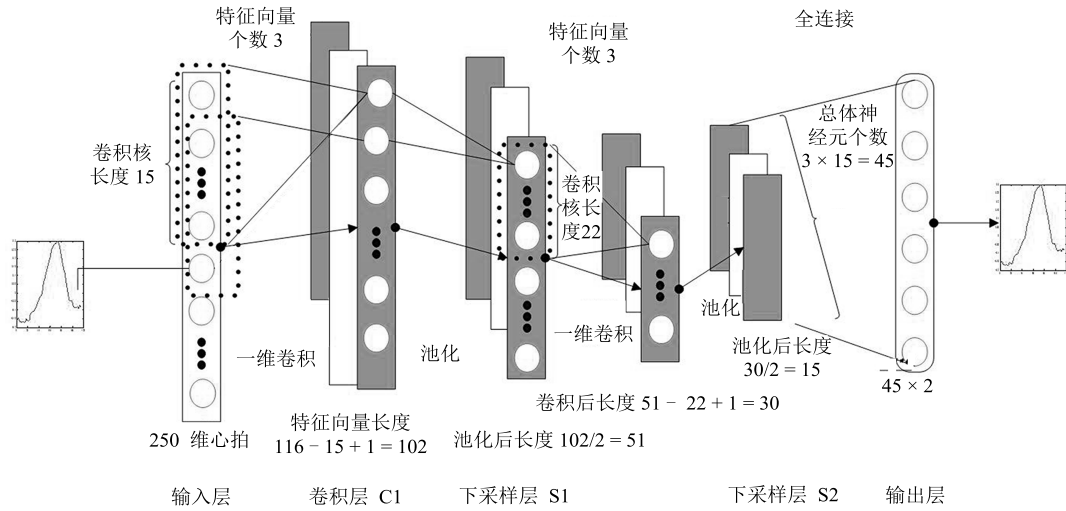


图 8 T 波分类的卷积神经网络结构

Fig.8 Architecture of the convolution neural network for T wave classification

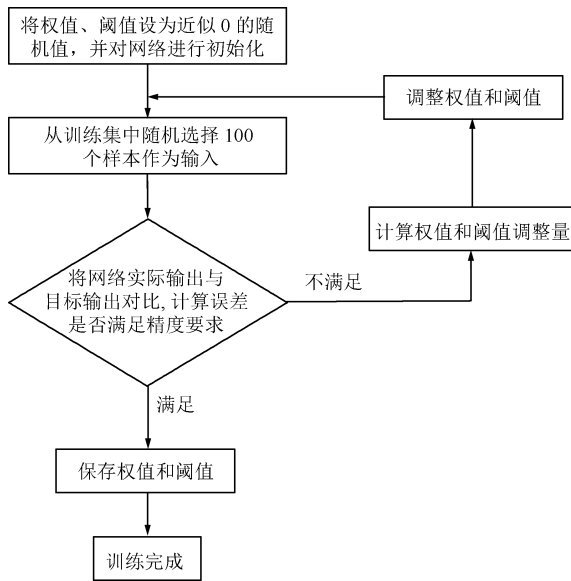


图 9 参数优化示意图

Fig.9 Diagram of the parameter optimization

步骤 1. 训练开始之前, 将各权值 W 和后续步骤需要用到的阈值参数 δ 设置为近似 0 的随机数, 将卷积神经网络模型初始化.

步骤 2. 从构建的训练集中, 随机取出 100 个样本构成一个训练组, 作为输入加入卷积神经网络, 同时给目标指定输出矢量.

步骤 3. 利用式 (5)~(7) 计算实际输出矢量, 与给定目标输出矢量比较, 根据式 (10) 计算误差 E ; 并计算权值 W 和阈值 δ 的调整量.

$$\Delta W_{jk}(n) = \frac{\alpha}{1+l} \times (\Delta W_{jk}(n-1) + 1) \times \delta_k \times h_j \quad (8)$$

$$\delta_k = h_j(1 - h_j) \sum_{k=0}^{M-1} \delta_k W_{jk} \quad (9)$$

其中, α 代表学习率, j 代表隐含层神经元, k 代表输出层神经元, M 代表输出层神经元个数, h_j 代表隐含层输出矢量, W 为需要调整的权值, δ 为需要调整的阈值.

步骤 4. 判断是否满足精度要求

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{n-1} (d_k - y_k)^2 \leq \varepsilon \quad (10)$$

其中, E 是总误差函数, y_k 代表输出矢量, d_k 代表目标矢量. 如果不满足, 则返回步骤 3, 继续迭代; 如果满足, 则训练结束, 将权值和阈值保存, 认为各个权值已经达到稳定, 分类器形成. 再进行训练时, 直接从文件导出权值和阈值进行训练, 不需要进行初始化.

2 测试结果及分析

本文是利用 QT 数据库进行的实验验证, 该数据库的数据是由 MIT-BIH 心律失常数据库和欧洲的 ST-T 数据库提供的. QT 数据库是按照 MIT-BIH 数据库标准格式设置的, 它以 selnnnn 记录名称, 其中, nnnn 是源数据库中的原始记录的名称. 每个记录包含一个信号文件 (record.dat)、头文件 (record.he) 和几个注释的文件. 该数据库包括 105 个双通道动态心电记录, 每个记录时长 15 分钟. 这些数据可以通过 QT 数据库提供的算法自动标注 T 波位置, 甚至其中每条记录中部分数据 (至少 30 个节拍) 的 T 波位置是由专家手工标注. 同时这些记

录中的每个子集的节拍都可以使用交互式图形显示,这使我们能够更好地进行 T 波变异的研究. 为了验证卷积神经网络的性能, 本文从 QT 数据库中取得并标注了 8 000 个长度为 116 采样点的标准数据, 用来构建训练数据集和测试数据集, 这两个数据集之间没有重复的数据. 在训练完成之后, 用卷积神经网络对测试集进行分类识别, 最终把实验取得的结果和专家标注结果进行对比, T 波检测并分类出来的正确率到达了 99.1 %, 其分类结果如表 1 所示.

表 1 分类结果
Table 1 Classification results

测试 分类	正常	正负	负正	倒置	低平
正常	993	2	1	0	4
正负	2	991	0	1	6
负正	3	0	792	2	3
倒置	0	1	3	794	2
低平	3	1	1	1	394

2.1 卷积神经网络模型参数优化

2.1.1 训练次数选择

为了探究卷积神经网络训练次数与数据识别率的关系, 本文在卷积核个数固定为 3 的情况下, 通过调整训练次数来观察相应的数据集的正确识别率变化. 实验发现, 当训练集只训练一次的时候, 测试集正确识别率只有 85.7 %, 随着训练次数的增加, 当训练次数达到 10 次, 测试集正确率达到 99.1 %, 并且即使训练次数继续增加, 测试集识别率也并没有变化. 这说明, 随着训练次数的增加, 卷积神经网络学习到的特征也会越发准确, 数据集的正确识别率也会增加. 但是数据的识别率并不会越来越高, 当训练次数达到一定程度以后, 网络已经学习到足够的有效特征, 识别率趋于稳定. 训练次数和测试集识别率的关系如表 2 所示.

表 2 不同训练次数下的识别率 (%)
Table 2 Recognition rates under different training times (%)

训练次数	1	5	10	20
训练集识别率	87.4	95.3	99.4	99.4
测试集识别率	85.7	91.4	99.1	99.1

2.1.2 卷积核个数选择

由于我们获得 T 波候选段含有复杂信息 (它不仅需要学习形态和幅值两种特征, 而且包含复杂冗

余信息), 所以卷积核的个数选择也非常重要. 为了探究卷积神经网络卷积核个数与数据识别率的关系, 本文在训练次数固定为 10 次的情况下, 通过调整卷积核个数来观察相应的数据集的正确识别率变化. 实验发现, 当卷积核个数选择 2 个时, 完成训练消耗的时间为 22.95 s, 其测试集识别率为 95.7 %, 当卷积核为 3 个时, 完成训练消耗的时间为 39.8 s, 但是测试集识别率提高到了 99.1 %. 随着卷积核的增多, 消耗的时间也越来越长. 因此在保证识别准确率的基础上, 在训练样本的时候, 需要选择合适的卷积核个数, 以减少时间的消耗. 卷积核个数和系统需要消耗的时间、测试集正确率的关系如表 3 所示.

表 3 卷积核个数选择
Table 3 Choice of the number of the convolution kernel

卷积核个数	2	3	5	8	11
训练样本的时间 (s)	22.95	39.8	61.8	121.3	144.7
测试集识别率 (%)	95.7	99.1	99.1	99.1	99.1

2.2 与经典 BP 神经网络对比

卷积神经网络通过稀疏连接、权值共享的特点将特征提取功能融合进多层感知器, 能够通过训练自动获取 T 波特征, 并且其特征对微小平移具备不变性, 且对噪声不敏感, 从而能够有效解决 T 波形态分类问题. 为了测试卷积神经网络在 T 波分类识别方面的优越性, 本文选择了经典的 BP 神经网络与其进行对比验证. BP 神经网络是经典的神经网络, 至今仍然被广泛使用. 我们设计了一个 BP 神经网络, 其输入层有 116 个节点, 输出层有 5 个节点, 每一个输出节点对应一类样本, 并采用非线性的 Sigmoid 函数作为传输函数. 接着我们用对卷积神经网络性能测试的数据集对 BP 神经网络测试, 测试结果表明 BP 神经网络的测试正确率达到了 96.7 %. 它的正确率比卷积神经网络低 2.4 %. 这是由于 T 波候选段本身能量低和含有复杂冗余信息, 对 BP 神经网络权值运算容易陷入局部最优值和易出现过训练的情况, 对分类正确率造成影响. 结果如表 4 所示.

表 4 与经典 BP 神经网络对比 (%)
Table 4 Comparison with the classical BP neural network (%)

CNN	BP
99.1	96.7

2.3 与传统 T 波分类方法的对比

文献 [5] 提出利用支持向量机 (SVM) 的方法

对 T 波进行识别分类. 首先进行 T 波峰值的检测定位, 找到 T 波之后, 利用找到的 T 波段构建数据集, 利用 SVM 针对同一人同一类的 T 波单独进行识别分类, 其各形态综合正确率达到 98.2% 左右. 与文献 [5] 的方法相比, 本文不仅避开了 T 波检测这一难题, 而且实现了多形态 T 波数据集的准确分类. 在医学实例中, 病人 T 波形态复杂多变, 同一个人往往含有不同形态的 T 波, 与前人工作相比, 本文方法显然更快捷有效、简单具有实用性. 文献 [6] 设计了一种基于分类器集成的 T 波异常检测算法, 首先检测 QRS 波群中 Q 波端点和 T 波端点, 然后提取 QT 段形态特征, 最后集成决策树、支持向量机和逻辑回归等分类器, 判断 T 波是否异常. 并通过采集真实心电图数据对其方法进行验证, 其精度最后达到了 92.54%. 然而, 该方法需要准确地定位 T 波. 但是在医学实例中, 由于 T 波形态具有复杂的个体差异、位置偏移严重, 如果对每个病人单独检测 QT 特征, 不仅工作量巨大, 而且消耗的时间过多. 本文方法与文献 [5–6] 中的方法数据对比如表 5 所示.

表 5 与传统 T 波分类方法的对比 (%)

Table 5 Comparison with traditional T wave classification methods (%)

T 波分类方法	准确率
T 波候选段 + 卷积神经网络多形态分类识别	99.1
膜极值定位 T 波 + SVM 单形态分类识别	98.2
QT 特征提取 + 决策树、逻辑回归方法	92.54

3 结论

T 波形态分类有助于诊断心肌缺血、急性心包炎、脑血管意外等疾病, 是心电图远程监控中一个重要的研究课题. 传统的 T 波分类算法依赖于 T 波检测, 在准确定位 T 波的关键点之后再提取 T 波特征, 完成分类. 但是由于 T 波位置可能发生一定程度偏移, T 波的形态多变且受到多种噪声的干扰, T 波检测是一个难题. 本文提出基于卷积神经网络的 T 波分类算法, 利用 QRS 波群位置及医学统计规律确定一个 T 波候选段, 然后采用卷积神经网络直接完成 T 波分类. 由于卷积神经网络有稀疏连接、权值共享的特性, 其能够通过训练自动获取 T 波特征, 并且其特征对微小平移具备不变性, 且对噪声不敏感, 从而能够有效解决 T 波形态分类问题. 最后在 QT 心电图数据库上对本文方法进行测试, 实验结果表明, 本文方法在 T 波起始点未确定的情况下, 能够识别单峰直立、单峰倒置、低平、负正双向、正负双向五类 T 波形态, 正确率达到了 99.1%. 但是本文由于

采取的数据依然有限, 提供给卷积神经网络训练的样本也不够完备, 导致在识别差异比较大的 T 波时会出现些误差, 分类的结果具有一定的局限性. 在下一步的工作中, 一方面应该加大数据集, 充分发挥卷积神经网络对大数据处理方面的优势; 另一方面寻找更简单有效的分类方法, 对卷积神经网络进行优化.

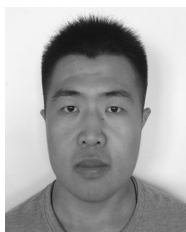
References

- 1 Xia Yun-Long, Yang Yan-Zong. Controversial in mechanisms of genesis of T wave. *Advances in Cardiovascular Diseases*, 2010, **31**(4): 497–499
(夏云龙, 杨延宗. T 波形成的心电生理机制及其争议. 心血管病学进展, 2010, **31**(4): 497–499)
- 2 Qian Min. The diagnosis and clinical significance of T wave changes in electrocardiogram. *Chinese Journal of Convalescent Medicine*, 2014, **23**(8): 684–686
(钱敏. 心电图 T 波改变的诊断与临床意义. 中国疗养医学, 2014, **23**(8): 684–686)
- 3 Kania M, Fereniec M, Maniewski R. Evaluation of T-wave morphology dispersion in high-resolution ECG for risk stratification of sudden cardiac death. In: *Proceedings of the 2012 Computing in Cardiology. Krakow: IEEE*, 2012. 785–788
- 4 Vila J, Gang Y, Presedo J, Fernandez-Delgado M, Barro S, Malik M. A mathematical model for the T-wave pattern classification. In: *Proceedings of the 1998 Computers in Cardiology. Cleveland, OH: IEEE*, 1998. 421–424
- 5 Wang Yun-He, Qian Meng-Yao, Liu Ding-Yu, Rao Ni-Ni. Study on detection method of T waves with different morphologies in electrocardiogram. *Space Medicine and Medical Engineering*, 2013, **26**(4): 295–298
(王云鹤, 钱梦瑶, 刘定宇, 饶妮妮. 心电信号多形态 T 波检测方法研究. 航天医学与医学工程, 2013, **26**(4): 295–298)
- 6 Hadjem M, Nait-Abdesselam F. An ECG T-wave anomalies detection using a lightweight classification model for wireless body sensors. In: *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Communication Workshop. London, UK: IEEE*, 2015. 278–283
- 7 Liu Y J, Tang L, Tong S C, Chen C L P. Adaptive NN controller design for a class of nonlinear MIMO discrete-time systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, **26**(5): 1007–1018
- 8 Liu Y J, Gao Y, Tong S C, Chen C L P. A unified approach to adaptive neural control for nonlinear discrete-time systems with nonlinear dead-zone input. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, **27**(1): 139–150
- 9 Zhang H G, Wang Z S, Liu D R. A comprehensive review of stability analysis of continuous-time recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, **25**(7): 1229–1262
- 10 McDonnell M D, Vladusich T. Enhanced image classification with a fast-learning shallow convolutional neural network. In: *Proceedings of the 2015 International Joint Conference on Neural Networks. Killarney, Ireland: IEEE*, 2015. 1–7

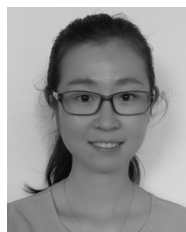
- 11 Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A convolutional neural network for modelling sentences. In: Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Baltimore, USA: Association for Computational Linguistics, 2014. 655–665
- 12 Dosovitskiy A, Springenberg J T, Brox T. Learning to generate chairs with convolutional neural networks. In: Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, US: IEEE, 2015. 1538–1546
- 13 Liu X L, Yang J L, Zhu X Y, Zhou S P, Wang H R, Zhang H. A novel R-peak detection method combining energy and wavelet transform in electrocardiogram signal. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 2014, **26**(1): 1–9
- 14 Zhang Shi-Jie. Detection Method Research for T Wave Alternans in Electrocardiogram [Master dissertation], Wuhan University of Technology, China, 2009.
(张世杰. 心电信号中 T 波交替的检测方法研究 [硕士学位论文], 武汉理工大学, 中国, 2009.)



刘 明 河北大学副教授. 主要研究方向为模式识别, 心电信号处理.
E-mail: liuming@hbu.cn
(**LIU Ming** Associate professor at Hebei University. His research interest covers pattern recognition and ECG signal processing.)



李国军 河北大学硕士研究生. 主要研究方向为模式识别, 心电信号处理.
E-mail: l631440866@163.com
(**LI Guo-Jun** Master student at Hebei University. His research interest covers pattern recognition and ECG signal processing.)



郝华青 河北大学硕士研究生. 主要研究方向为模式识别, 心电信号处理.
E-mail: huaqingdeyouxiang@163.com
(**HAO Hua-Qing** Master student at Hebei University. Her research interest covers pattern recognition and ECG signal processing.)



侯增广 中国科学院自动化研究所研究员, 复杂系统管理与控制国家重点实验室副主任. 主要研究方向为嵌入式系统软硬件开发, 机器人控制, 智能控制理论与方法, 医学和健康自动化领域的康复与手术机器人.
E-mail: zengguang.hou@ia.ac.cn
(**HOU Zeng-Guang** Professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, and deputy director of the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems. His research interest covers embedded software and hardware development, robotics and intelligent control with applications to rehabilitation and surgical robots for medical and health automation.)



刘秀玲 河北大学电子信息工程学院教授. 主要研究方向为心血管系统智能分析. 本文通信作者.
E-mail: liuxiuling121@hotmail.com
(**LIU Xiu-Ling** Professor at the College of Electronic and Information Engineering, Hebei University. Her main research interest is intelligent analysis of cardiovascular system. Corresponding author of this paper.)