



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110717416 A

(43)申请公布日 2020.01.21

(21)申请号 201910906600.7

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.09.24

(71)申请人 上海数创医疗科技有限公司

地址 200233 上海市徐汇区桂平路333号4
号楼5层

(72)发明人 朱俊江 黄浩 王雨轩 汪黎超

(74)专利代理机构 苏州知途知识产权代理事务
所(普通合伙) 32299

代理人 马刚强

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

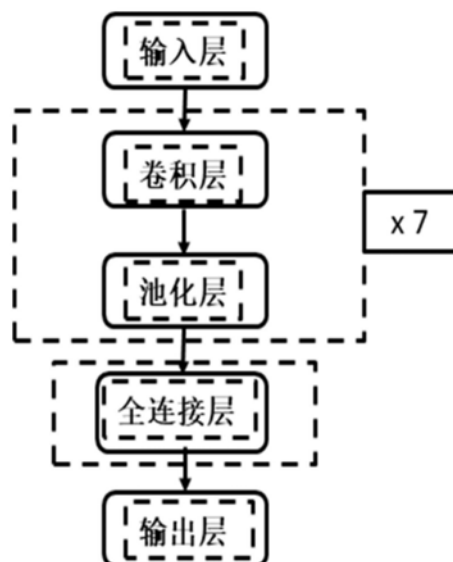
权利要求书3页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

基于特征选取的ST段分类识别用神经网络
训练方法

(57)摘要

本申请涉及一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,通过使用多个结构不同的卷积神经网络并从多个卷积神经网络的最后一个池化层的输出筛选出相关度较高的部分输出作为独立全连接层的输入,最终根据独立全连接层的输出即可确定ST段分类类型。通过本申请中的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法得到的神经网络具有良好的鲁棒性,减少拟合过程,减少因训练集不同而对结果的影响。



1. 一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1:收集充分多条已知类型的临床静息多导联心电图组成心电信号训练集,多导联心电图包括正常心电图及多个ST段异常类型共t个类型,所述多导联心电图的采样频率相同或者被预处理成相同,并且所述多导联心电图经过相同的滤波器进行滤波;将心电信号依据类型标定标签向量,不同种类型的标签向量不同且均为 (a_1, a_2, \dots, a_t) , a_1, a_2, \dots, a_t 中仅有一个为1,其余为0;

S2:采用训练集心电数据作为输入及其对应的标签向量作为输出对若干卷积神经网络中的每个卷积神经网络进行训练,确定每个卷积层、池化层和全连接层的参数,提取出每个卷积神经网络最后一个池化层的输出值,各卷积神经网络中卷积层、池化层的数量不相同;

S3:将心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中,分别确定所有卷积神经网络最后一个池化层的输出值的相关度,并确定出相关度较高的部分输出值的位置;

S4:将S3步骤中不同心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中得到的最后一个池化层中的相关度较高的部分输出值为输入、相应心电信号的标签向量作为输出输入到独立全连接层并对独立全连接层进行训练,独立全连接层的输出值为由t个数字组成的向量。

2. 根据权利要求1所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,ST段异常类型包括ST段水平抬高、ST段水平压低和ST弓背抬高,与正常心电图共同组成4种类型,4种类型的标签向量分别为 $(1, 0, 0, 0)$ 、 $(0, 1, 0, 0)$ 、 $(0, 0, 1, 0)$ 、 $(0, 0, 0, 1)$ 。

3. 根据权利要求1所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,将标签向量分别记为标签值 $y: 1, 2, \dots, t$;

将心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中后,卷积神经网络的最后一个池化层的输出值为 $x_j^{i,k}$, i分别表示不同的卷积神经网络, $j=0, 1, 2, \dots, N-1$, N分别为不同卷积神经网络的最后一个池化层的输出值的总数量, $k=1, 2, 3, \dots, M$, M为输入的心电信号的总数量;

相关度的计算方法为:

$$\rho(i) = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j^i - \mu_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_j (x_j^i - \mu_i)^2 \sum_j (y_i - \bar{y})^2}}$$

其中, μ_i 为全部 $x_j^{i,k}$ 的平均值, \bar{y} 为标签值y的平均值,得到的相关度 ρ 的取值范围为 $[-1, 1]$,其绝对值越接近1表示特征与标签越相关, $\rho=0$ 时表示标签和特征相互独立;按照 $|\rho|$ 值从大到小进行排列,表示相关性的程度由大到小。

4. 根据权利要求3所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,卷积神经网络的数量为3个。

5. 根据权利要求4所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,3个卷积神经网络中的卷积层、池化层的数量分别为5层、6层和7层,全连接层及独立

全连接层的数量为2层。

6. 根据权利要求5所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征
在于,所述第一卷积神经网络的layer1-layer7均由一个卷积层和一个池化层组成;

layer1中卷积层包含5个核,卷积核大小均为29,layer1中池化层中的步长和核大小均
为2;

layer2卷积层包含5个核,卷积核大小均为15,layer2中池化层中的步长和核大小均为
2;

layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为13,layer3中池化层中的步长和核大小均为
2;

layer4卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer4中池化层中的步长和核大小均为
2;

layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为
2;

layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer6中池化层中的步长和核大小均为
2;

layer7卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer7中池化层中的步长和核大小均为
2;

两层全连接层中第一全连接层的输入为300个神经元,输出为50个神经元,第二全连接
层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

7. 根据权利要求5所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征
在于,所述第二卷积神经网络的layer1-layer6均由一个卷积层和一个池化层组成;

layer1中卷积层包含6个核,卷积核大小均为31,layer1中池化层中的步长和核大小均
为3;

layer2卷积层包含6个核,卷积核大小均为29,layer2中池化层中的步长和核大小均为
3;

layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为17,layer3中池化层中的步长和核大小均为
5;

layer4卷积层包含8个核,卷积核大小均为4,layer4中池化层中的步长和核大小均为
4;

layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为
5;

layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer6中池化层中的步长和核大小均为
5;

两层全连接层中第一全连接层的输入为200个神经元,第一全连接层的输出为40个神
经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

8. 根据权利要求5所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征
在于,所述第三卷积神经网络的layer1-layer5均由一个卷积层和一个池化层组成;

layer1中卷积层包含15个核,卷积核大小均为54,layer1中池化层中的步长和核大小
均为8;

layer2卷积层包含12个核,卷积核大小均为26,layer2中池化层中的步长和核大小均为13;

layer3卷积层包含10个核,卷积核大小均为35,layer3中池化层中的步长和核大小均为8;

layer4卷积层包含23个核,卷积核大小均为43,layer4中池化层中的步长和核大小均为4;

layer5卷积层包含35个核,卷积核大小均为4,layer5中池化层中的步长和核大小均为5;

两层全连接层中第一全连接层的输入为450个神经元,第一全连接层的输出为70个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

9.根据权利要求1-8任一项所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,卷积神经网络训练时损失函数均采用categorical_crossentropy。

10.根据权利要求9所述的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,其特征在于,卷积神经网络的训练算法为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelta算法、Adamax算法。

基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法

技术领域

[0001] 本申请属于心电图处理技术领域,尤其是涉及一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法。

背景技术

[0002] 心电图是由一系列的波组所构成,每个波组代表着每一个心动周期。一个波组包括P波、QRS波群、T波及U波,如图1所示。看其中每个波所代表的意义为:

[0003] (1) P波:心脏的激动发源于窦房结,然后传导到达心房。P波由心房除极所产生,是每一波组中的第一波,它反映了左、右心房的除极过程。前半部分代表右房,后半部分代表左房。

[0004] (2) QRS波群:典型的QRS波群包括三个紧密相连的波,第一个向下的波称为Q波,继Q波后的一个高尖的直立波称为R波,R波后向下的波称为S波。

[0005] (3) T波:T波位于S-T段之后,是一个比较低而占时较长的波,它是心室复极所产生的。

[0006] (4) U波:U波位于T波之后,比较低小,其发生机理未完全明确。一般认为是心肌激动的“激后电位”。

[0007] 心电信号ST段是心电波形的重要组成部分,许多心脏疾病的发生常伴随有ST段波形的改变。ST段改变是指ST段偏离等电位线(或PR段)或时限改变。主要包括以下四种类型:ST段改变包括ST段抬高、ST段下降、ST段缩短和ST段延长四种类型。ST段改变可以独立存在,也可与T波及QRS波群改变并存。由于ST段的幅值较小,频率较低,形态容易受到外界噪声的干扰而改变。因此,及时准确地检测定位ST段,并就该段波形进行测量和分析,对诊断相应的心脏疾病有很重要的意义。目前心电信号的分类识别算法很多,但ST段波形的自动识别成熟度较低。

发明内容

[0008] 本发明要解决的技术问题是:为解决现有技术中的不足,从而提供一种识别准确率高的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法。

[0009] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0010] 本发明提供一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,包括以下步骤:

[0011] S1:收集充分多条已知类型的临床静息多导联心电图组成心电信号训练集,多导联心电图包括正常心电图及多个ST段异常类型共 t 个类型,所述多导联心电图的采样频率相同或者被预处理成相同,并且所述多导联心电图经过相同的滤波器进行滤波;将心电信号依据类型标定标签向量,不同种类型的标签向量不同且均为 (a_1, a_2, \dots, a_t) , a_1, a_2, \dots, a_t 中仅有一个为1,其余为0;

[0012] S2:采用训练集心电数据作为输入及其对应的标签向量作为输出对若干卷积神经

网络中的每个卷积神经网络进行训练,确定每个卷积层、池化层和全连接层的参数,提取出每个卷积神经网络最后一个池化层的输出值,各卷积神经网络中卷积层、池化层的数量不相同;

[0013] S3:将心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中,分别确定所有卷积神经网络最后一个池化层的输出值的相关度,并确定出相关度较高的部分输出值的位置;

[0014] S4:将S3步骤中不同心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中得到的最后一个池化层中的相关度较高的部分输出值为输入、相应心电信号的标签向量作为输出输入到独立全连接层并对独立全连接层进行训练,独立全连接层的输出值为由t个数字组成的向量。优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,ST段异常类型包括ST段水平抬高、ST段水平压低和ST弓背抬高,与正常心电图共同组成4种类型,4种类型的标签向量分别为(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)、(0,0,0,1)。

[0015] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,将标签向量分别记为标签值 $y:1,2,\dots,t$;

[0016] 将心电信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中后,卷积神经网络的最后一个池化层的输出值为 $x_j^{i,k}$,i分别表示不同的卷积神经网络, $j=0,1,2,\dots,N-1$,N分别为不同卷积神经网络的最后一个池化层的输出值的总数量, $k=1,2,3,\dots,M$,M为输入的心电信号的总数量;

[0017] 相关度的计算方法为:

$$[0018] \quad \rho(i) = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j^i - \mu_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_j (x_j^i - \mu_i)^2 \sum_j (y_i - \bar{y})^2}}$$

[0019] 其中, μ_i 为全部 $x_j^{i,k}$ 的平均值, \bar{y} 为标签值y的平均值,得到的相关度 ρ 的取值范围为 $[-1,1]$,其绝对值越接近1表示特征与标签越相关, $\rho=0$ 时表示标签和特征相互独立;按照 $|\rho|$ 值从大到小进行排列,表示相关性的程度由大到小。

[0020] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,卷积神经网络的数量为3个。

[0021] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,3个卷积神经网络中的卷积层、池化层的数量分别为5层、6层和7层,全连接层及独立全连接层的数量为2层。

[0022] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,所述第一卷积神经网络的layer1-layer7均由一个卷积层和一个池化层组成;

[0023] layer1中卷积层包含5个核,卷积核大小均为29,layer1中池化层中的步长和核大小均为2;

[0024] layer2卷积层包含5个核,卷积核大小均为15,layer2中池化层中的步长和核大小均为2;

[0025] layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为13,layer3中池化层中的步长和核大小

均为2;

[0026] layer4卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer4中池化层中的步长和核大小均为2;

[0027] layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为2;

[0028] layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer6中池化层中的步长和核大小均为2;

[0029] layer7卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer7中池化层中的步长和核大小均为2;

[0030] 两层全连接层中第一全连接层的输入为300个神经元,输出为50个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

[0031] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,所述第二卷积神经网络的layer1-layer6均由一个卷积层和一个池化层组成;

[0032] layer1中卷积层包含6个核,卷积核大小均为31,layer1中池化层中的步长和核大小均为3;

[0033] layer2卷积层包含6个核,卷积核大小均为29,layer2中池化层中的步长和核大小均为3;

[0034] layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为17,layer3中池化层中的步长和核大小均为5;

[0035] layer4卷积层包含8个核,卷积核大小均为4,layer4中池化层中的步长和核大小均为4;

[0036] layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为5;

[0037] layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer6中池化层中的步长和核大小均为5;

[0038] 两层全连接层中第一全连接层的输入为200个神经元,第一全连接层的输出为40个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

[0039] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,所述第三卷积神经网络的layer1-layer5均由一个卷积层和一个池化层组成;

[0040] layer1中卷积层包含15个核,卷积核大小均为54,layer1中池化层中的步长和核大小均为8;

[0041] layer2卷积层包含12个核,卷积核大小均为26,layer2中池化层中的步长和核大小均为13;

[0042] layer3卷积层包含10个核,卷积核大小均为35,layer3中池化层中的步长和核大小均为8;

[0043] layer4卷积层包含23个核,卷积核大小均为43,layer4中池化层中的步长和核大小均为4;

[0044] layer5卷积层包含35个核,卷积核大小均为4,layer5中池化层中的步长和核大小均为5;

[0045] 两层全连接层中第一全连接层的输入为450个神经元,第一全连接层的输出为70个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。

[0046] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,卷积神经网络训练时损失函数均采用categorical_crossentropy。

[0047] 优选地,本发明的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,卷积神经网络的训练算法为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelat算法、Adamax算法。

[0048] 本发明的有益效果是:

[0049] 本申请的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,通过使用多个结构不同的卷积神经网络并从多个卷积神经网络的最后一个池化层的输出筛选出相关度较高的部分输出作为独立全连接层的输入,最终根据独立全连接层的输出即可确定ST段分类类型。通过本申请中的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法得到的神经网络具有良好的鲁棒性,减少拟合过程,减少因训练集不同而对结果的影响。

附图说明

[0050] 下面结合附图和实施例对本申请的技术方案进一步说明。

[0051] 图1是心电图中一个波组中的结构图;

[0052] 图2是本申请实施例的第一卷积神经网络的结构示意图;

[0053] 图3是本申请实施例的第二卷积神经网络的结构示意图;

[0054] 图4是本申请实施例的第三卷积神经网络的结构示意图;

[0055] 图5是本申请实施例的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络的结构示意图。

具体实施方式

[0056] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0057] 术语“第一”、“第二”等仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”等的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本发明创造的描述中,除非另有说明,“多个”的含义是两个或两个以上。

[0058] 下面将参考附图并结合实施例来详细说明本申请的技术方案。

[0059] 实施例1

[0060] 本实施例提供一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法,包括以下步骤:

[0061] 步骤S1:数据收集和预处理:收集充分多条已知类型的临床静息十二导联心电图组成心电信号训练集,临床静息十二导联心电图的类型包括正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高这四种类型,并且不同类型心电信号数量均匀;选取12导联中具有ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高的导联信号,及随机选取正常心电图的任一导联心电信号,组成心电信号训练集,正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高对应的标签向量均为(a,b,c,d),a、b、c、d中仅有一个为1,其余为0;

[0062] 每种类型心电信号数量不低于10000条；比如：正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高对应的标签向量分别为(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)、(0,0,0,1)；

[0063] 对心电信号训练集中的每一条心电信号进行预处理，预处理时采用以下的方法进行：数据采样频率建议为500Hz，若非500Hz可以通过重采样变化为500Hz，其次，进行[0.5-100]Hz的巴特沃兹带通滤波器滤波；

[0064] 步骤S2：采用训练集心电数据作为输入及其对应的标签向量作为输出对3个卷积神经网络(CNN)进行训练，其中，每个卷积神经网络均包括若干卷积层和池化层、两层全连接层，所有卷积神经网络的输入均为特定长度的心电信号(与训练时的心电信号相同)，输出均为长度为4的向量；

[0065] 其中第一卷积神经网络的layer1-layer7均由一个卷积层和一个池化层组成；layer1中卷积层包含5个核，卷积核大小均为29，layer1中池化层中的步长和核大小均为2；layer2卷积层包含5个核，卷积核大小均为15，layer2中池化层中的步长和核大小均为2；layer3卷积层包含5个核，卷积核大小均为13，layer3中池化层中的步长和核大小均为2；layer4卷积层包含10个核，卷积核大小均为5，layer4中池化层中的步长和核大小均为2；layer5卷积层包含10个核，卷积核大小均为5，layer5中池化层中的步长和核大小均为2；layer6卷积层包含10个核，卷积核大小均为3，layer6中池化层中的步长和核大小均为2；layer7卷积层包含10个核，卷积核大小均为3，layer7中池化层中的步长和核大小均为2；两层全连接层，第一全连接层的输入为300个神经元，输出为50个神经元，第二全连接层接收第一全连接层的输入，输出为4个神经元；输出激励函数为sigmoid函数；

[0066] 第二卷积神经网络的layer1-layer6均由一个卷积层和一个池化层组成；layer1中卷积层包含6个核，卷积核大小均为31，layer1中池化层中的步长和核大小均为3；layer2卷积层包含6个核，卷积核大小均为29，layer2中池化层中的步长和核大小均为3；layer3卷积层包含5个核，卷积核大小均为17，layer3中池化层中的步长和核大小均为5；layer4卷积层包含8个核，卷积核大小均为4，layer4中池化层中的步长和核大小均为4；layer5卷积层包含10个核，卷积核大小均为5，layer5中池化层中的步长和核大小均为5；layer6卷积层包含10个核，卷积核大小均为5，layer6中池化层中的步长和核大小均为5；第一全连接层的输入为200个神经元，第一全连接层的输出为40个神经元，第二全连接层接收第一全连接层的输入，输出为4个神经元。输出激励函数为sigmoid函数；

[0067] 第三卷积神经网络的layer1-layer5均由一个卷积层和一个池化层组成；layer1中卷积层包含15个核，卷积核大小均为54，layer1中池化层中的步长和核大小均为8；layer2卷积层包含12个核，卷积核大小均为26，layer2中池化层中的步长和核大小均为13；layer3卷积层包含10个核，卷积核大小均为35，layer3中池化层中的步长和核大小均为8；layer4卷积层包含23个核，卷积核大小均为43，layer4中池化层中的步长和核大小均为4；layer5卷积层包含35个核，卷积核大小均为4，layer5中池化层中的步长和核大小均为5；第一全连接层的输入为450个神经元，第一全连接层的输出为70个神经元，第二全连接层接收第一全连接层的输入，输出为4个神经元。输出激励函数为sigmoid函数；

[0068] 损失函数均采用categorical_crossentropy。训练算法可以为：随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelat算法、Adamax算法等。

[0069] 步骤S3：将心电信号训练集重新分别输入到步骤S2训练好的三个卷积神经网络中

进行计算,分别导出每一个心电信号输入后的三个卷积神经网络最后一个池化层的输出(其实也是第一连接层的输入),即第一卷积神经网络的layer7的输出,第二卷积神经网络的layer6的输出,第三卷积神经网络的layer5的输出;

[0070] 以训练好的卷积神经网络的最后一个池化层的输出参数为 x_j^i , $i=1,2,3$ 分别表示第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的值, $j=0,1,2,\dots,N-1$, N 分别为第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的最后一个池化层的输出值的总数量(总数量 N 对应不同的卷积神经网络是不同的),重新训练时从输入第一个心电信号输入时, x_j^i 就会发生变化记为 $x_j^{i,k}$, $k=1,2,3,\dots,M$, M 为输入的心电信号的总数量,比如为1万个时, M 就为1万;

[0071] 分别计算每个输出值 $x_j^{i,k}$ 与四个标签向量(即 $(1,0,0,0)$ 、 $(0,1,0,0)$ 、 $(0,0,1,0)$ 、 $(0,0,0,1)$)之间的相关性,将 $(1,0,0,0)$ 、 $(0,1,0,0)$ 、 $(0,0,1,0)$ 、 $(0,0,0,1)$ 分别记为标签值 $y:1,2,3,4$,针对不同心电信号输入后得到的 $x_j^{i,k}$,从 x_j^i 中筛选出其中相关性程度较高的一半($300+200+450$ 的一半),即确定好第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络中的最后一个池化层中的哪些输出值有用;

[0072] 相关度的计算方法为:

$$[0073] \quad \rho(i) = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j^i - \mu_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_j (x_j^i - \mu_i)^2 \sum_j (y_i - \bar{y})^2}}$$

[0074] 其中, μ_i 为全部 $x_j^{i,k}$ 的平均值, \bar{y} 为标签值 y 的平均值,得到的相关度 ρ 的取值范围为 $[-1,1]$,其绝对值越接近1表示特征与标签越相关, $\rho=0$ 时表示标签和特征相互独立。按照 $|\rho|$ 值从大到小进行排列,表示相关性的程度由大到小;

[0075] 步骤S4:将步骤S3得到的相关性程度较高的一半的 x_j^i 的值作为输入、步骤S3中重新输入的心电信号的标签向量作为输出对新的全连接层中进行训练,新的全连接层包括两个独立全连接层,第一独立全连接层的输出为86个神经元,第二独立全连接层接收第一独立全连接层的输入,输出为4个神经元,训练完毕后得到基于特征选取的ST段分类神经网络。独立全连接层的激励函数为sigmoid函数,损失函数均采用categorical_crossentropy。训练算法可以为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelta算法、Adamax算法等。

[0076] 实施例2

[0077] 本实施例包括一种基于特征选取的ST段分类神经网络,包括:

[0078] 第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络,以及两个独立全连接层;

[0079] 第一卷积神经网络的layer1-layer7均由一个卷积层和一个池化层组成;layer1中卷积层包含5个核,卷积核大小均为29,layer1中池化层中的步长和核大小均为2;layer2

卷积层包含5个核,卷积核大小均为15,layer2中池化层中的步长和核大小均为2;layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为13,layer3中池化层中的步长和核大小均为2;layer4卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer4中池化层中的步长和核大小均为2;layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为2;layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer6中池化层中的步长和核大小均为2;layer7卷积层包含10个核,卷积核大小均为3,layer7中池化层中的步长和核大小均为2;两层全连接层,第一全连接层的输入为300个神经元,输出为50个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元;输出激励函数为sigmoid函数;

[0080] 第二卷积神经网络的layer1-layer6均由一个卷积层和一个池化层组成;layer1中卷积层包含6个核,卷积核大小均为31,layer1中池化层中的步长和核大小均为3;layer2卷积层包含6个核,卷积核大小均为29,layer2中池化层中的步长和核大小均为3;layer3卷积层包含5个核,卷积核大小均为17,layer3中池化层中的步长和核大小均为5;layer4卷积层包含8个核,卷积核大小均为4,layer4中池化层中的步长和核大小均为4;layer5卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer5中池化层中的步长和核大小均为5;layer6卷积层包含10个核,卷积核大小均为5,layer6中池化层中的步长和核大小均为5;第一全连接层的输入为200个神经元,第一全连接层的输出为40个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。输出激励函数为sigmoid函数;

[0081] 第三卷积神经网络的layer1-layer5均由一个卷积层和一个池化层组成;layer1中卷积层包含15个核,卷积核大小均为54,layer1中池化层中的步长和核大小均为8;layer2卷积层包含12个核,卷积核大小均为26,layer2中池化层中的步长和核大小均为13;layer3卷积层包含10个核,卷积核大小均为35,layer3中池化层中的步长和核大小均为8;layer4卷积层包含23个核,卷积核大小均为43,layer4中池化层中的步长和核大小均为4;layer5卷积层包含35个核,卷积核大小均为4,layer5中池化层中的步长和核大小均为5;第一全连接层的输入为450个神经元,第一全连接层的输出为70个神经元,第二全连接层接收第一全连接层的输入,输出为4个神经元。输出层激励函数为sigmoid函数;

[0082] 两个独立全连接层,第一独立全连接层的输出为86个神经元,第二独立全连接层接收第一独立全连接层的输入,输出为4个神经元。独立全连接层的激励函数为sigmoid函数,损失函数均采用categorical_crossentropy。训练算法可以为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelta算法、Adamax算法等。

[0083] 第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的训练方法为:

[0084] 收集充分多条已知类型的临床静息十二导联心电图组成心电信号训练集,临床静息十二导联心电图的类型包括正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高这四种类型,并且不同类型心电信号数量均匀;选取12导联中具有ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高的导联信号,及随机选取正常心电图的任一导联心电信号,组成心电信号训练集,正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高对应的标签均为(a,b,c,d),a、b、c、d中仅有一个为1,其余为0;

[0085] 每种类型心电信号数量不低于10000条;比如:正常心电图、ST段水平抬高、ST段水平压低、ST弓背抬高对应的标签向量分别为(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)、(0,0,0,1);

[0086] 对心电信号训练集中的每一条心电信号进行预处理,预处理时采用以下的方法进

行:数据采样频率建议为500Hz,若非500Hz可以通过重采样变化为500Hz,其次,进行[0.5-100]Hz的巴特沃兹带通滤波器滤波;

[0087] 采用训练集心电图数据作为输入及其对应的标签向量作为输出分别对3个卷积神经网络(CNN)进行训练;

[0088] 将心电图信号训练集重新分别输入到训练好的三个卷积神经网络中进行计算,分别导出每一个心电图信号输入后的三个卷积神经网络最后一个池化层的输出(其实也是第一连接层的输入),即第一卷积神经网络的layer7的输出,第二卷积神经网络的layer6的输出,第三卷积神经网络的layer5的输出;

[0089] 以训练好的卷积神经网络的最后一个池化层的输出参数为 x_j^i , $i=1,2,3$ 分别表示第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的值, $j=0,1,2,\dots,N-1$, N 分别为第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的最后一个池化层的输出值的总数量(总数量 N 对应不同的卷积神经网络是不同的),重新训练时从输入第一个心电图信号输入时, x_j^i 就会发生变化记为 $x_j^{i,k}$, $k=1,2,3,\dots,M$, M 为输入的心电信号的总数量,比如为1万个时, M 就为1万;

[0090] 分别计算每个输出值 $x_j^{i,k}$ 与四个标签向量(即(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)、(0,0,0,1))之间的相关性,将(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)、(0,0,0,1)分别记为标签值 $y:1,2,3,4$,针对不同心电图信号输入后得到的 $x_j^{i,k}$,从 x_j^i 中筛选出其中相关性程度较高的一半(300+200+450的一半)也即通过该步骤确定了要选取第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络最后一个池化层的输出中的哪些输出值能够进入下一步骤;

[0091] 相关性的计算方法为:

$$[0092] \quad \rho(i) = \frac{\sum_{j=1}^N (x_j^i - \mu_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_j (x_j^i - \mu_i)^2 \sum_j (y_i - \bar{y})^2}}$$

[0093] 其中, μ_i 为全部 $x_j^{i,k}$ 的平均值, \bar{y} 为标签值 y 的平均值,得到的相关度 ρ 的取值范围为 $[-1,1]$,其绝对值越接近1表示特征与标签越相关, $\rho=0$ 时表示标签和特征相互独立。按照 $|\rho|$ 值从大到小进行排列,表示相关性的程度由大到小;

[0094] 将上一步骤中不同心电图信号训练集重新输入到训练好的每个卷积神经网络中得到的最后一个池化层中的相关度较高的部分输出值为输入、相应心电图信号的标签向量作为输出输入到独立全连接层并对独立全连接层进行训练。独立全连接层的激励函数为sigmoid函数,损失函数均采用categorical_crossentropy。训练算法可以为:随机梯度下降算法、Adam算法、RMSProp算法、Adagrad算法、Adadelat算法、Adamax算法等。

[0095] 基于特征选取的ST段分类神经网络的使用方法为对新的心电图信号进行ST段分类,使用步骤如下:

[0096] 1) 获取多导联心电图信号,比如12导联心电图信号;

[0097] 2) 对心电图信号进行预处理,预处理时采用以下的方法进行:数据采样频率建议为

500Hz,若非500Hz可以通过重采样变化为500Hz,其次,进行[0.5-100]Hz的巴特沃兹带通滤波器滤波;

[0098] 3) 依次输入心电信号的12个导联到训练好的第一卷积神经网络、第二卷积神经网络和第三卷积神经网络这三个卷积神经网络中,依次计算出第一卷积神经网络的最后一个池化层的输出,第二卷积神经网络的最后一个池化层的输出,第三卷积神经网络的最后一个池化层的输出;

[0099] 4) 从第一卷积神经网络、第二神卷积神经网络和第三卷积神经网络最后一个池化层的输出中筛选出其中相关度较高的一半值,并将这些值输入到两个独立全连接层中,得到长度为4的输出向量,判断输出向量中的最大值,如果第一个值为最大值,则该心电信号是正常心电信号,如果第二个值是最大值,则心电信号为ST段水平抬高,如果第三个值为最大值则心电信号为ST段水平压低、如果第四个值为最大值则心电信号为ST弓背抬高。

[0100] 本实施例还提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行上述的基于双卷积神经网络的心电图类型识别方法。

[0101] 上述实施例的基于特征选取的ST段分类神经网络和神经网络的训练方法,通过使用多个结构不同的卷积神经网络并从多个卷积神经网络的最后一个池化层的输出筛选出相关度较高的部分输出作为独立全连接层的输入,最终根据独立全连接层的输出即可确定ST段分类类型。上述实施例中的基于特征选取的ST段分类神经网络和神经网络的训练方法具有良好的鲁棒性,减少拟合过程,减少因训练集不同而对结果的影响。

[0102] 以上述依据本申请的理想实施例为启示,通过上述的说明内容,相关工作人员完全可以在不偏离本项申请技术思想的范围内,进行多样的变更以及修改。本项申请的技术性范围并不局限于说明书上的内容,必须要根据权利要求范围来确定其技术性范围。

[0103] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0104] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0105] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0106] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或

其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

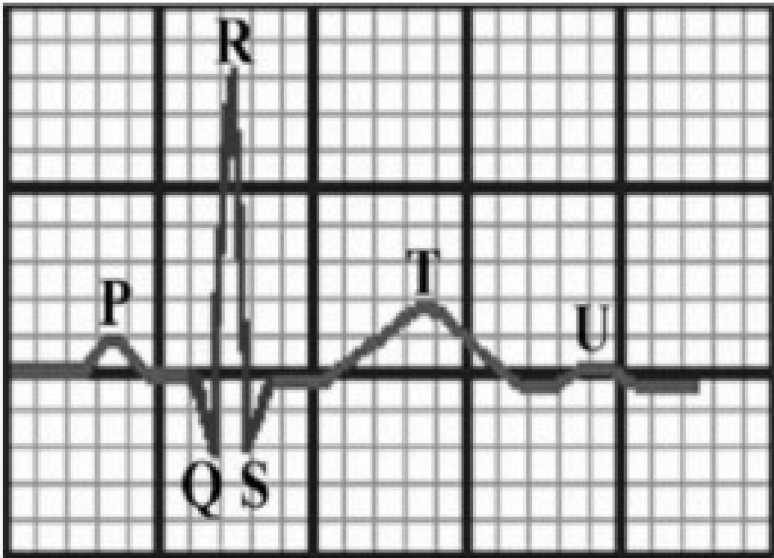


图1

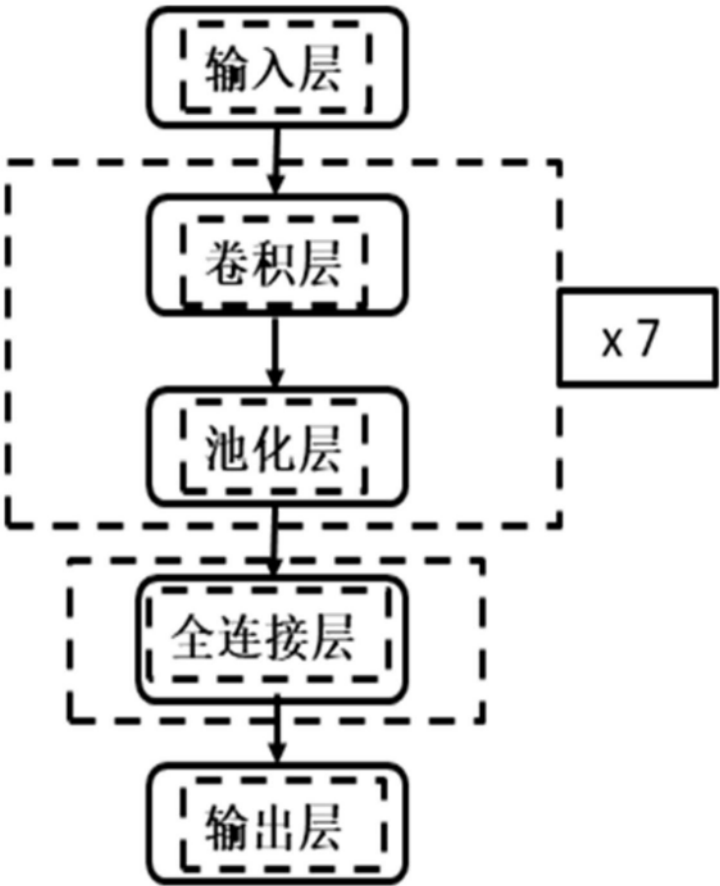


图2

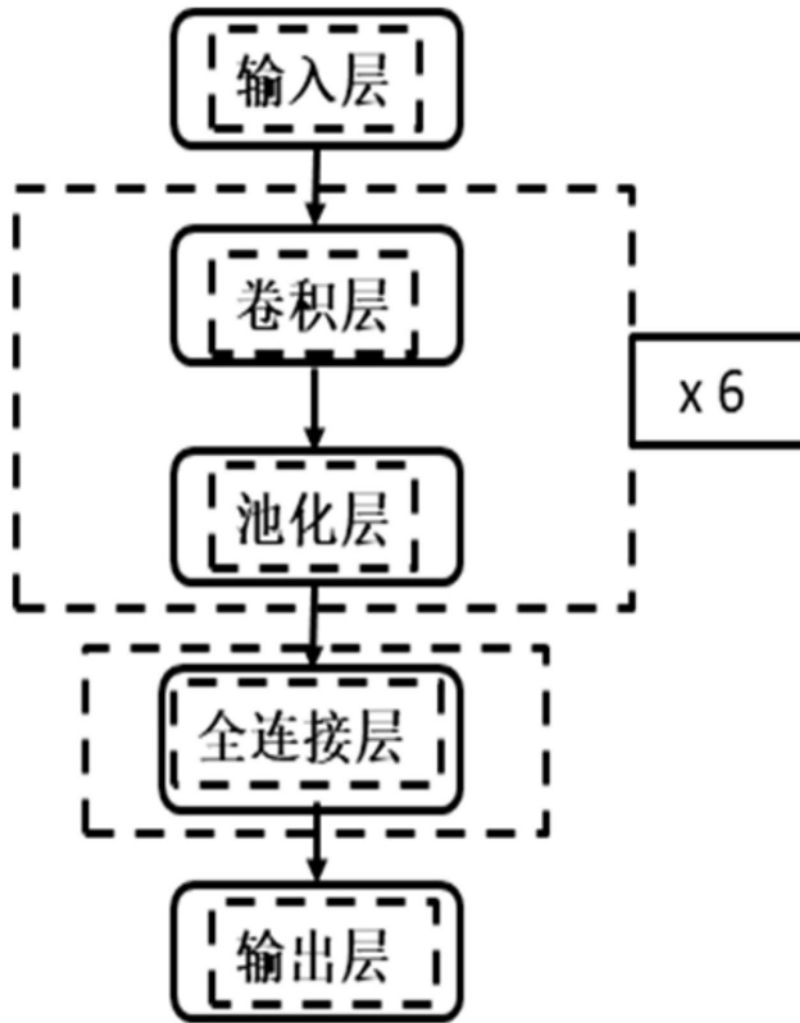


图3

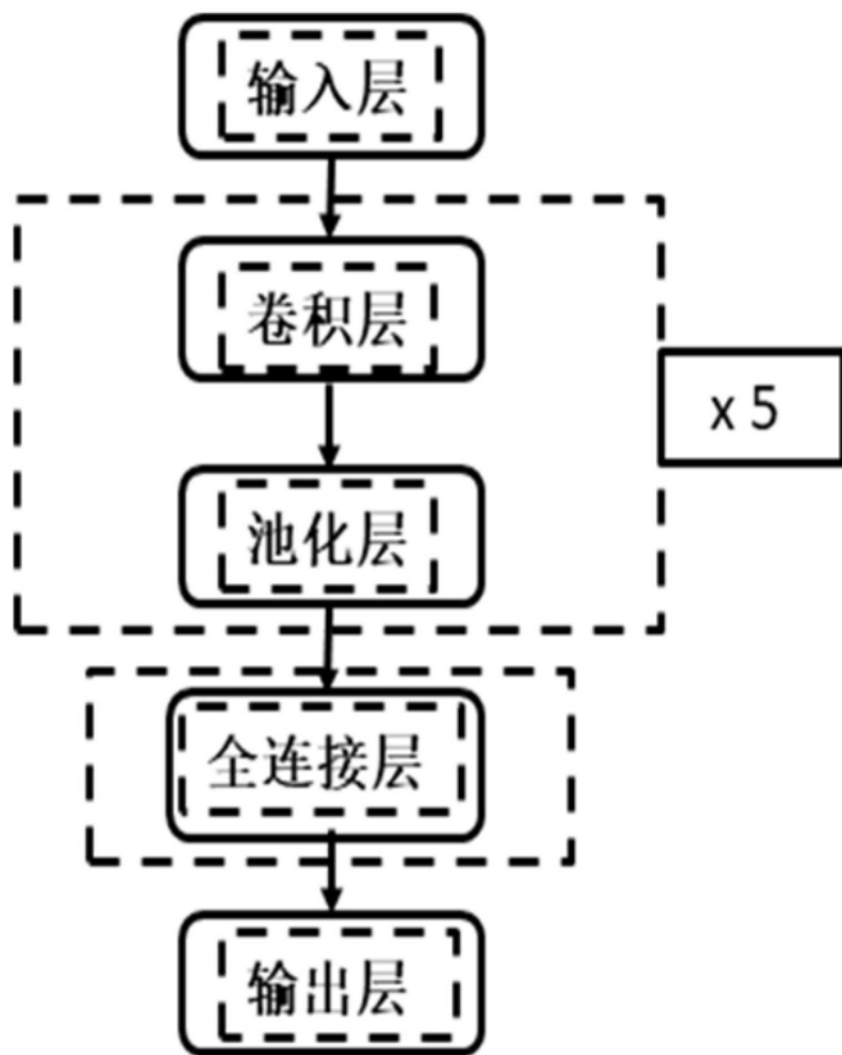


图4

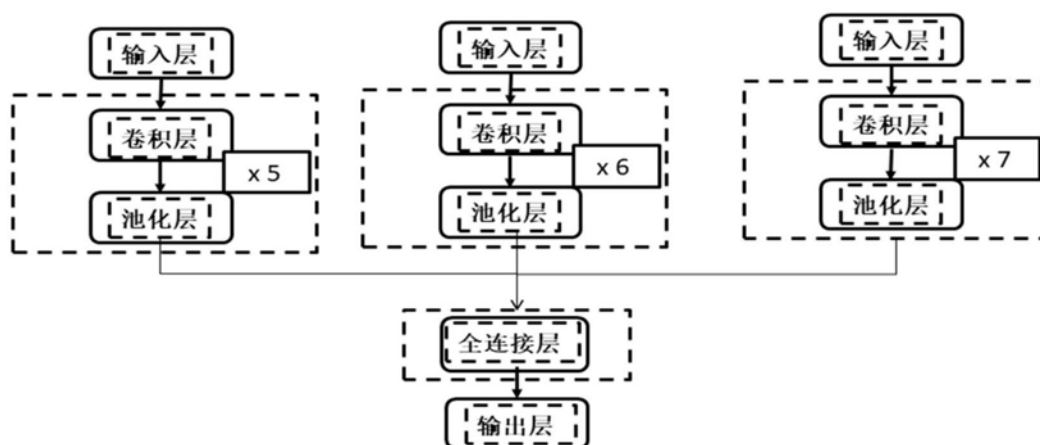


图5

专利名称(译)	基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法		
公开(公告)号	CN110717416A	公开(公告)日	2020-01-21
申请号	CN201910906600.7	申请日	2019-09-24
[标]申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	上海数创医疗科技有限公司		
[标]发明人	朱俊江 黄浩 王雨轩		
发明人	朱俊江 黄浩 王雨轩 汪黎超		
IPC分类号	G06K9/00 G06K9/62 G06N3/08 G06N3/04 A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0452 A61B5/7235 A61B5/7267 G06K9/00536 G06K9/6256 G06N3/0454 G06N3/08		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请涉及一种基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法，通过使用多个结构不同的卷积神经网络并从多个卷积神经网络的最后一个池化层的输出筛选出相关度较高的部分输出作为独立全连接层的输入，最终根据独立全连接层的输出即可确定ST段分类类型。通过本申请中的基于特征选取的ST段分类识别用神经网络训练方法得到的神经网络具有良好的鲁棒性，减少拟合过程，减少因训练集不同而对结果的影响。

