



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108113647 A

(43)申请公布日 2018.06.05

(21)申请号 201611067279.0

(22)申请日 2016.11.28

(71)申请人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大
学城学苑大道1068号

(72)发明人 颜延 周林 秦兴彬 袁婵 周芳
王磊

(74)专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事
务所(普通合伙) 44316

代理人 赵勍毅

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0456(2006.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图4页

(54)发明名称

一种心电信号分类装置及方法

(57)摘要

本发明涉及心电信号分类技术领域,特别涉及一种心电信号分类装置及方法。所述心电信号分类装置包括:数据输入模块:用于将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中;参数训练模块:用于提取所述临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数;分类决策模块:用于根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。本发明运用临床数据当训练样本使分类结果更接近实际临床病人的情况,对于临床诊断更具有真实性;通过实现大量数据的深度学习训练分类器使得分类器的分类精度大大提高。



1. 一种心电信号分类装置,其特征在于,包括:

数据输入模块:用于将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中;

参数训练模块:用于提取所述临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数;

分类决策模块:用于根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。

2. 根据权利要求1所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述数据输入模块还用于:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据进行去噪、去基线、归一化预处理,并以R波为基点提取出每个R周期的波形。

3. 根据权利要求2所述的心电信号分类装置,其特征在于,多层稀疏自编码包括一个输入层和三层隐藏层,所述参数训练模块训练多层稀疏自编码算法参数具体包括:随机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340个点作为待训练的波段,分别选择输入层和三层隐藏层的节点数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数,并以第二层隐藏层的输出特征作为第三层隐藏层的输入特征训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,完成所述多层稀疏自编码参数的训练。

4. 根据权利要求3所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述分类决策模块包括softmax回归分类器,所述softmax回归分类器用一部分MIT数据库的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,以所述多层稀疏自编码算法的第三层隐藏层的输出特征作为softmax回归分类器的输入层,根据标准数据的标注训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值,得到训练好的softmax回归分类器。

5. 根据权利要求4所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述分类决策模块还包括微调单元,所述微调单元用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,得到最终的softmax回归分类器,并输出心电信号分类结果。

6. 一种心电信号分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤a:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中;

步骤b:提取所述临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数;

步骤c:根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。

7. 根据权利要求6所述的心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤a还包括:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据进行去噪、去基线、归一化预处理,并以R波为基点提取出每个R周期的波形。

8. 根据权利要求7所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤b中,所述多层稀疏自编码包括一个输入层和三层隐藏层,所述训练多层稀疏自编码算法参数具体包括:随机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340

个点作为待训练的波段,分别选择输入层和三层隐藏层的节点数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数,并以第二层隐藏层的输出特征作为第三层隐藏层的输入特征训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,完成所述多层稀疏自编码参数的训练。

9. 根据权利要求8所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤c中,所述回归分类器为softmax回归分类器,所述构建心电信号分类器具体包括:用一部分MIT数据库的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,以所述多层稀疏自编码算法的第三层隐藏层的输出特征作为softmax回归分类器的输入层,根据标准数据的标注训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值,得到训练好的softmax回归分类器。

10. 根据权利要求9所述的心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤c还包括:用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,得到最终的softmax回归分类器,并输出心电信号分类结果。

一种心电信号分类装置及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心电信号分类技术领域,特别涉及一种心电信号分类装置及方法。

背景技术

[0002] 随着心脏类疾病影响人群的比例越来越高,心电信号分类作为诊断心脏疾病的基本步骤随着相应的需求应运而生。现在临床上最常用的心电信号分类方法大都基于时间域频率域的特征分析、波形形状的特征分析(如R-R间期、P波缺失等)、心脏心率变异性的短期分析(HRV)等方法来分类心律异常信号。而随着科学技术的发展,比如深度学习、强化学习、数据挖掘和大数据等的火热,在传统方法的基础上结合上述技术或许可以在很大程度上促进心电信号分类技术的发展。

[0003] 在所有的心电信号分类方法中几乎所有方法都遵循按先特征选择和特征提取,然后类别决策来实现的。如有的是基于波形的形状特征,有的是基于波形的频域特征,还有基于小波分析的,基于神经网络的和基于支持向量机的等。

[0004] 关于心电信号分类的相关参考文献包括:

[0005] [1]Thanapatay D,Suwansaroj C,Thana Wattano C.ECG beat classification method for ECG printout with Principle Components Analysis and Support Vector Machines [C].Electronics and Information Engineering (ICEIE),2010International Conference On.IEEE,2010,1:V1-72-V1-75.

[0006] [2]Kallas M,Francis C,Kanaan L,et al.Multi-class SVM classification combined with kernel PCA feature extraction of ECG signals [C].Telecommunications (ICT),2012 19th International Conference on.IEEE,2012:1-5.

[0007] [3]Vaidotas Marozas;Leif Sornmo;Arunas Lukosevicius.An Echo State Neural Network for QRST Cancellation during Atrial Fibrillation [J].IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2012,59 (10):2950-2957.

[0008] [4]Jambukia S H,Dabhi V K,Prajapati H B.Classification of ECG signals using machine learning techniques:A survey [C].Computer Engineering and Applications (ICACEA),2015International Conference on Advances in.IEEE,2015:714-721.

[0009] 在文章[1]和[2]中作者采用结合主成分分析(PCA)和支持向量机(SVM)构建分类器来分类心电信号,在预处理部分运用PCA,对不同类别分别构建一个支持向量机分类器实现多分类,最终取得了不错的分类结果,但运用支持向量机只能利用有标注的样本分析,对于临床病人的数据没有很好的处理结果。在文章[3]中使用了基于块的神经网络的分类方法实现ECG(心电图,electrocardiogram)信号的分类识别,在此方法中作者通过构建以四个神经元为一个块的神经网络系统,通过前向传播和梯度下降法学习网络的权重系数,学习过程中块内的神经元输入输出结构可变,最终训练出对心电信号分类的结构,虽然方法比较新颖但也只能对有标注数据进行训练,并且分类精度不够高,特别是特异性不够高。

[0010] 综上所述,现有的心电信号分类方法存在的缺陷在于:

[0011] (1)传统的时域频域的分类方法在实际使用中精度不高,不能满足实际应用的需求,难以满足大量数据情况下的处理需求;

[0012] (2)现有的监督学习方法对于临床采集的大量无标签心电数据不能用于分类器训练,采用传统的监督学习训练数据有限,不能有效适配应用中的个体差异;

[0013] (3)现有的用于心电信号分类的方法大都是对正常类型的识别率较高,而对于数量较少的心电节拍类型分类精度很差。

发明内容

[0014] 本发明提供了一种心电信号分类装置及方法,旨在至少在一定程度上解决现有技术中的上述技术问题之一。

[0015] 为了解决上述问题,本发明提供了如下技术方案:

[0016] 一种心电信号分类装置,包括:

[0017] 数据输入模块:用于将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中;

[0018] 参数训练模块:用于提取所述临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数;

[0019] 分类决策模块:用于根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。

[0020] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述数据输入模块还用于:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据进行去噪、去基线、归一化预处理,并以R波为基点提取出每个R周期的波形。

[0021] 本发明实施例采取的技术方案还包括:多层稀疏自编码包括一个输入层和三层隐藏层,所述参数训练模块训练多层稀疏自编码算法参数具体包括:随机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340个点作为待训练的波段,分别选择输入层和三层隐藏层的节点数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数,并以第二层隐藏层的输出特征作为第三层隐藏层的输入特征训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,完成所述多层稀疏自编码参数的训练。

[0022] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述分类决策模块包括softmax回归分类器,所述softmax回归分类器用一部分MIT数据库的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,以所述多层稀疏自编码算法的第三层隐藏层的输出特征作为softmax回归分类器的输入层,根据标准数据的标注训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值,得到训练好的softmax回归分类器。

[0023] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述分类决策模块还包括微调单元,所述微调单元用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,得到最终的softmax回归分类器,并输出心电信号分类结果。

[0024] 本发明实施例采取的另一技术方案为:一种心电信号分类方法,包括以下步骤:

[0025] 步骤a:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中;

[0026] 步骤b:提取所述临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数;

[0027] 步骤c:根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。

[0028] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述步骤a还包括:将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据进行去噪、去基线、归一化预处理,并以R波为基点提取出每个R周期的波形。

[0029] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤b中,所述多层稀疏自编码包括一个输入层和三层隐藏层,所述训练多层稀疏自编码算法参数具体包括:随机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340个点作为待训练的波段,分别选择输入层和三层隐藏层的节点数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数,并以第二层隐藏层的输出特征作为第三层隐藏层的输入特征训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,完成所述多层稀疏自编码参数的训练。

[0030] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤c中,所述回归分类器为softmax回归分类器,所述构建心电信号分类器具体包括:用一部分MIT数据库的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,以所述多层稀疏自编码算法的第三层隐藏层的输出特征作为softmax回归分类器的输入层,根据标准数据的标注训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值,得到训练好的softmax回归分类器。

[0031] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述步骤c还包括:用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,得到最终的softmax回归分类器,并输出心电信号分类结果。

[0032] 相对于现有技术,本发明实施例产生的有益效果在于:本发明实施例的心电信号分类装置及方法通过训练临床病人的数据确定稀疏自编码算法的参数,同时结合稀疏自编码算法和softmax回归分类器构建最优的心电信号分类器,并加入用于心电分类最重要的外部特征与训练出的深度特征一起实现softmax回归分类器的分类结果;本发明运用临床数据当训练样本使分类结果更接近实际临床病人的情况,对于临床诊断更具有真实性;通过实现大量数据的深度学习训练分类器使得分类器的分类精度大大提高;运用稀疏自编码算法提取信号特征和外部特征结合的方式有助于提高数量较少类型信号的分类精度,解决现有的心电信号分类中存在的特征提取困难以及数量较少的信号类型分类精度低的问题。

附图说明

[0033] 图1是本发明实施例的心电信号分类装置的结构示意图;

[0034] 图2是本发明实施例的稀疏自编码的结构示意图;

[0035] 图3是本发明实施例的稀疏自编码结合softmax回归分类器结合的结构图;

[0036] 图4是本发明实施例的稀疏自编码算法的训练流程图;

[0037] 图5是本发明实施例的心电信号分类方法的流程图。

具体实施方式

[0038] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0039] 请参阅图1,是本发明实施例的心电信号分类装置的结构示意图。本发明实施例的心电信号分类装置包括数据输入模块、参数训练模块、分类决策模块和控制模块。

[0040] 数据输入模块用于将采集的临床数据和MIT数据库中有标注的标准数据进行去噪、去基线、归一化等预处理,并以R波为基点提取出每个R周期的波形,通过输入函数将预处理后的临床数据和MIT数据库中的标准数据输入到参数训练模块中;具体地,数据输入模块将来自不同的来源的具有不同导联和采样率的数据输入并通过带通滤波去除噪声,通过重采样函数将所有数据的采样率统一为360Hz,用归一化函数将数据归一化为[0,1]的振幅,利用检测R波的方法将心电数据的单个节拍周期提取出来。本发明实施例选择以R波为中心截取340个点的一个小段作为训练样本,叠加截取N个周期,即训练样本为340行N列的向量组成;由于数据量巨大在硬件条件允许的情况下采用多核的并行计算机,选择合适的核数的计算机可在较短时间内实现数据的输入处理。

[0041] 参数训练模块用于通过多层稀疏自编码算法提取临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用MIT数据库的标准数据训练softmax回归分类器的参数。其中,由于稀疏自编码算法不需要训练数据带有标签,可以利用现有的大量的临床数据,通过对临床数据的心电信号特征提取更能反映现实的数据特征,消除由于只能用标准数据导致的地域差异或人种差异等缺陷;而且临床数据量更大,可以提取到更多的稀有特征。具体地,本发明实施例运用一个四层(包括一个输入层和三层隐藏层)的稀疏自编码来提取心电信号的特征,具体如图2所示,是本发明实施例的稀疏自编码的结构示意图,稀疏自编码由一个编码器和一个解码器组成,通过不断调整权重系数使得解码器得出的特征等于输入特征。

[0042] 图3是本发明实施例的稀疏自编码结合softmax回归分类器结合的结构图。开始随机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340个点作为待训练的波段,对于稀疏自编码的输入层直接输入原数据即可,第一层隐藏层选择合适数量的节点,选取sigmoid函数作为传递函数,定义重构特征与原始输入特征之间的代价函数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数;选择第二层隐藏层的节点数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,按相同的方式训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数;同样训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,第三层隐藏层即为此稀疏自编码的输出,最终完成稀疏自编码参数的训练。在稀疏自编码算法中,首先确定隐藏层的层数,然后确定每层的节点数,输入层与隐藏层和隐藏层与隐藏层之间的传递函数本文均使用sigmoid函数,即

$$[0043] \quad s_f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (1)$$

[0044] 自编码的编码器的权重系数和解码器的权重系数互为转置,即

$$[0045] \quad W_f = W_h^T = W \quad (2)$$

[0046] 则自编码器的参数为: $\{W, b_h, b_f\}$ 。

[0047] 假设重构误差函数为 $L(X, Y)$, 根据经验由于本文传递函数为sigmoid函数, 则重构误差函数取交叉熵: $L(X, Y) = -\sum_{i=1}^n [X_i \log(Y_i) + (1 - X_i) \log(1 - Y_i)]$ 。根据重构误差函数提出一个整体损失函数:

$$[0048] \quad J_{AE}(\theta) = \sum_{X \in S} L(X, f(g(X))) \quad (3)$$

[0049] 通过不断的对损失函数进行极小化就可得到网络的参数。

[0050] 请一并参阅图4, 是本发明实施例的稀疏自编码算法的训练流程图。稀疏自编码算法的具体包括:

[0051] (1)、获取ECG信号的原始数据, 通过波形的R点识别检测每个心率周期并分窗。设获取的原始数据为 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。

[0052] (2)初始化网络, 给定自编码网络的输入层节点数 n , 第一层隐藏层节点数 m 和第二层隐藏层 h , 给定网络稀疏值、学习率、平均激活值、最大迭代次数等; 根据网络节点数初始化参数 θ_1, θ_2 。

[0053] (3)定义传递函数 $h(\cdot)$ 、 $f(\cdot)$, 根据重构函数 $L(X, Y)$ 定义代价函数 $J_{AE}(\theta)$ 。

$$[0054] \quad J_{AE}(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n [x_{ik} \log(z_{ik}) + (1 - x_{ik}) \log(1 - z_{ik})] \quad (4)$$

$$[0055] \quad net_{ip}^Y = \sum_{q=1}^d x_{iq} W_{qp} + b_{yp} \quad (5)$$

$$[0056] \quad net_{ik}^Z = \sum_{p=1}^h W_{kp} f(net_{ip}^Y) + b_{zk} \quad (6)$$

$$[0057] \quad z_{ik} = f(net_{ik}^Z) = z_{ik} = f(net_{ik}^Z) = f(\sum_{p=1}^h W_{kp} f(\sum_{q=1}^d x_{iq} W_{qp} + b_{yp}) + b_{zk}) \quad (7)$$

[0058] (4)将输入数据输入计算第一层网络的代价函数, 通过反向传播算法最小化代价函数, 调整权重系数

$$[0059] \quad W = W - \frac{\partial cost(X, Z)}{\partial W} \quad (8)$$

$$[0060] \quad b_y = b_y - \frac{\partial cost(X, Z)}{\partial b_y} \quad (9)$$

$$[0061] \quad b_z = b_z - \frac{\partial cost(X, Z)}{\partial b_z} \quad (10)$$

[0062] 利用梯度检测参数是否最优, 若最优则进入下一步, 若不是最优调整网络参数 θ_1 , 继续最小化直到最大迭代次数为止。

[0063] (5)得到第一层参数 θ_1 。将得到的参数代入传递函数:

$$[0064] \quad h(X) = h(W_h X + b_h) = \frac{1}{1 + e^{-(W_h X + b_h)}} \quad (11)$$

[0065] 得到第一层隐藏层的输出特征值, 以第一层隐藏层的输出特征值作为第二层的输入, 进行相似的训练得到第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的参数值 θ_2 。

[0066] (6)将第二层得到的参数 θ_2 代入第二个传递函数:

$$[0067] \quad f(h(X)) = f(W_f h(X) + b_f) = \frac{1}{1 + e^{-(W_f h(X) + b_f)}} \quad (12)$$

[0068] 得到第二层隐藏层的输出特征值。

[0069] (7) 依此类推,以第二层隐藏层的输出特征值作为第三层的输入,进行相似的训练得到第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的参数值,并得到第三层隐藏层的输出特征值,最终训练完成稀疏自编码算法。

[0070] 分类决策模块用于根据多层稀疏自编码算法参数及softmax回归分类器参数构建心电信号分类器,通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。具体地,分类决策模块包括一个softmax回归分类器和一个微调单元,softmax回归分类器用一部分MIT数据库中的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,数据先通过一个四层的参数为前面训练出来的稀疏自编码算法得到编码后的特征,以稀疏自编码算法第三层隐藏层的输出特征值作为softmax回归分类器的输入层,即稀疏自编码后的特征为softmax回归分类器的输入,根据标准数据的标注,按监督学习的方法训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值三个外部特征,得到训练好的softmax回归分类器;微调单元用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,最终得到一个分类精度高且适用范围广的softmax回归分类器,并输出心电信号分类结果。

[0071] 控制模块包括计算机和控制单元,用于分别控制数据输入模块、参数训练模块和分类决策模块的工作。

[0072] 请参阅图5,是本发明实施例的心电信号分类方法的流程图。本发明实施例的心电信号分类方法包括以下步骤:

[0073] 步骤10:将采集的临床数据和MIT数据库中有标注的标准数据进行去噪、去基线、归一化等预处理,以R波为基点提取出每个R周期的波形,并通过输入函数将预处理后的临床数据和MIT数据库中的标准数据输入到参数训练模块中;

[0074] 在步骤10中,数据输入模块将来自不同的来源的具有不同导联和采样率的数据输入并通过带通滤波去除噪声,通过重采样函数将所有数据的采样率统一为360Hz,用归一化函数将数据归一化为[0,1]的振幅,利用检测R波的方法将心电数据的单个节拍周期提取出来,本发明实施例选择以R波为中心截取340个点的一个小段作为训练样本,叠加截取N个周期,即训练样本为340行N列的向量组成;由于数据量巨大在硬件条件允许的情况下采用多核的并行计算机,选择合适的核数的计算机可在较短时间内实现数据的输入处理。

[0075] 步骤20:通过多层稀疏自编码算法提取临床数据的心电信号特征,训练多层稀疏自编码算法参数,并运用MIT数据库的标准数据训练softmax回归分类器的参数;

[0076] 在步骤20中,由于稀疏自编码算法不需要训练数据带有标签,可以利用现有的大量的临床数据,通过对临床数据的心电信号特征提取更能反映现实的数据特征,消除由于只能用标准数据导致的地域差异或人种差异等缺陷;而且临床数据量更大,可以提取到更多的稀有特征。具体地,本发明实施例运用一个四层(包括一个输入层和三层隐藏层)的稀疏自编码来提取心电信号的特征,具体如图2所示,是本发明实施例的稀疏自编码的结构示意图,稀疏自编码由一个编码器和一个解码器组成,通过不断调整权重系数使得解码器得出的特征等于输入特征。

[0077] 图3是本发明实施例的稀疏自编码结合softmax回归分类器结合的结构图。开始随

机初始化各参数的初始值,通过稀疏自编码的算法逐层训练,将波形以R波为中心截取340个点作为待训练的波段,对于稀疏自编码的输入层直接输入原数据即可,第一层隐藏层选择合适数量的节点,选取sigmoid函数作为传递函数,定义重构特征与原始输入特征之间的代价函数,通过梯度下降法不断的最小化代价函数,确定输入层与第一层隐藏层的权重系数;选择第二层隐藏层的节点数,以第一层隐藏层的输出特征作为第二层隐藏层的输入特征,按相同的方式训练第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的权重系数;同样训练第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的权重系数,第三层隐藏层即为此稀疏自编码的输出,最终完成稀疏自编码参数的训练。在稀疏自编码算法中,首先确定隐藏层的层数,然后确定每层的节点数,输入层与隐藏层和隐藏层与隐藏层之间的传递函数本文均使用sigmoid函数,即

$$[0078] \quad s_f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (1)$$

[0079] 自编码的编码器的权重系数和解码器的权重系数互为转置,即

$$[0080] \quad W_f = W_h^T = W \quad (2)$$

[0081] 则自编码器的参数为: $\{W, b_h, b_f\}$ 。

[0082] 假设重构误差函数为 $L(X, Y)$, 根据经验由于本文传递函数为sigmoid函数, 则重构误差函数取交叉熵: $L(X, Y) = -\sum_{i=1}^n [X_i \log(Y_i) + (1 - X_i) \log(1 - Y_i)]$ 。根据重构误差函数提出一个整体损失函数:

$$[0083] \quad J_{AE}(\theta) = \sum_{X \in S} L(X, f(g(X))) \quad (3)$$

[0084] 通过不断的对损失函数进行极小化就可得到网络的参数。

[0085] 请一并参阅图4, 是本发明实施例的稀疏自编码算法的训练流程图。稀疏自编码算法的具体流程如下:

[0086] 步骤21: 获取ECG信号的原始数据, 通过波形的R点识别检测每个心率周期并分窗。设获取的原始数据为 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。

[0087] 步骤22: 初始化网络, 给定自编码网络的输入层节点数 n , 第一层隐藏层节点数 m 和第二层隐藏层 h , 给定网络稀疏值、学习率、平均激活值、最大迭代次数等; 根据网络节点数初始化参数 θ_1, θ_2 。

[0088] 步骤23: 定义传递函数 $h(\cdot)$ 、 $f(\cdot)$, 根据重构函数 $L(X, Y)$ 定义代价函数 $J_{AE}(\theta)$ 。

$$[0089] \quad J_{AE}(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n [x_{ik} \log(z_{ik}) + (1 - x_{ik}) \log(1 - z_{ik})] \quad (4)$$

$$[0090] \quad net_{ip}^Y = \sum_{q=1}^d x_{iq} W_{qp} + b_{yp} \quad (5)$$

$$[0091] \quad net_{ik}^Z = \sum_{p=1}^h W_{kp} f(net_{ip}^Y) + b_{zk} \quad (6)$$

$$[0092] \quad z_{ik} = f(net_{ik}^Z) = z_{ik} = f(net_{ik}^Z) = f(\sum_{p=1}^h W_{kp} f(\sum_{q=1}^d x_{iq} W_{qp} + b_{yp}) + b_{zk}) \quad (7)$$

[0093] 步骤24: 将输入数据输入计算第一层网络的代价函数, 通过反向传播算法最小化代价函数, 调整权重系数

$$[0094] \quad W = W - \frac{\partial cost(X, Z)}{\partial W} \quad (8)$$

$$[0095] \quad b_y = b_y - \frac{\partial \text{cost}(X,Z)}{\partial b_y} \quad (9)$$

$$[0096] \quad b_z = b_z - \frac{\partial \text{cost}(X,Z)}{\partial b_z} \quad (10)$$

[0097] 利用梯度检测参数是否最优,若最优则进入下一步,若不是最优调整网络参数 θ_1 ,继续最小化直到最大迭代次数为止。

[0098] 步骤25:得到第一层参数 θ_1 。将得到的参数代入传递函数:

$$[0099] \quad h(X) = h(W_h X + b_h) = \frac{1}{1 + e^{-(W_h X + b_h)}} \quad (11)$$

[0100] 得到第一层隐藏层的输出特征值,以第一层隐藏层的输出特征值作为第二层的输入,进行相似的训练得到第一层隐藏层与第二层隐藏层之间的参数值 θ_2 。

[0101] 步骤26:将第二层得到的参数 θ_2 代入第二个传递函数:

$$[0102] \quad f(h(X)) = f(W_f h(X) + b_f) = \frac{1}{1 + e^{-(W_f h(X) + b_f)}} \quad (12)$$

[0103] 得到第二层隐藏层的输出特征值。

[0104] 步骤27:依此类推,以第二层隐藏层的输出特征值作为第三层的输入,进行相似的训练得到第二层隐藏层与第三层隐藏层之间的参数值,并得到第三层隐藏层的输出特征值,最终训练完成稀疏自编码算法。

[0105] 步骤30:根据多层稀疏自编码算法参数及softmax回归分类器参数构建心电信号分类器,通过心电信号分类器进行心电信号分类,并输出心电信号分类结果。

[0106] 在步骤30中,构建电信号分类器的方法具体包括:用一部分MIT数据库中的标准数据作为softmax回归分类器的训练数据,得到训练好的softmax回归分类器;数据先通过一个四层的参数为前面训练出来的稀疏自编码算法得到编码后的特征,以稀疏自编码算法第三层隐藏层的输出特征值作为softmax回归分类器的输入层,即稀疏自编码后的特征为softmax回归分类器的输入,根据标准数据的标注,按监督学习的方法训练softmax回归分类器的输入层与输出层之间的参数,同时加入提取的波形特征RR间期、S-T段、R波幅值三个外部特征,得到训练好的softmax回归分类器。再用反向传播的微调算法,逐层的微调整个softmax回归分类器,最终得到一个分类精度高且适用范围广的softmax回归分类器。

[0107] 本发明实施例的心电信号分类装置及方法通过训练临床病人的数据确定稀疏自编码算法的参数,同时结合稀疏自编码算法和softmax回归分类器构建最优的心电信号分类器,并加入用于心电分类最重要的外部特征与训练出的深度特征一起实现softmax回归分类器的分类结果;本发明运用临床数据当训练样本使分类结果更接近实际临床病人的情况,对于临床诊断更具有真实性;通过实现大量数据的深度学习训练分类器使得分类器的分类精度大大提高;运用稀疏自编码算法提取信号特征和外部特征结合的方式有助于提高数量较少类型信号的分类精度,解决现有的心电信号分类中存在的特征提取困难以及数量较少的信号类型分类精度低的问题。

[0108] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的

一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。



图1

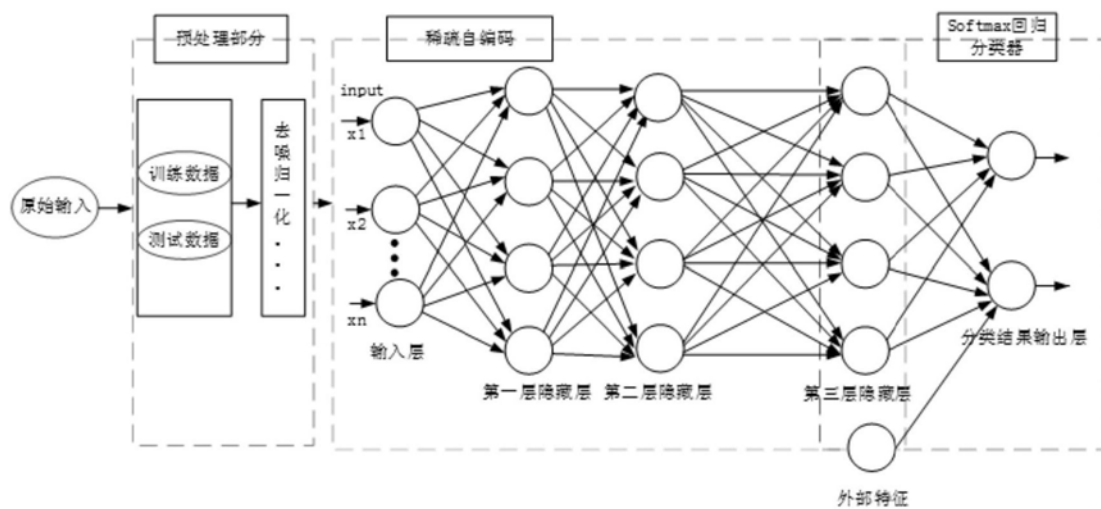


图2

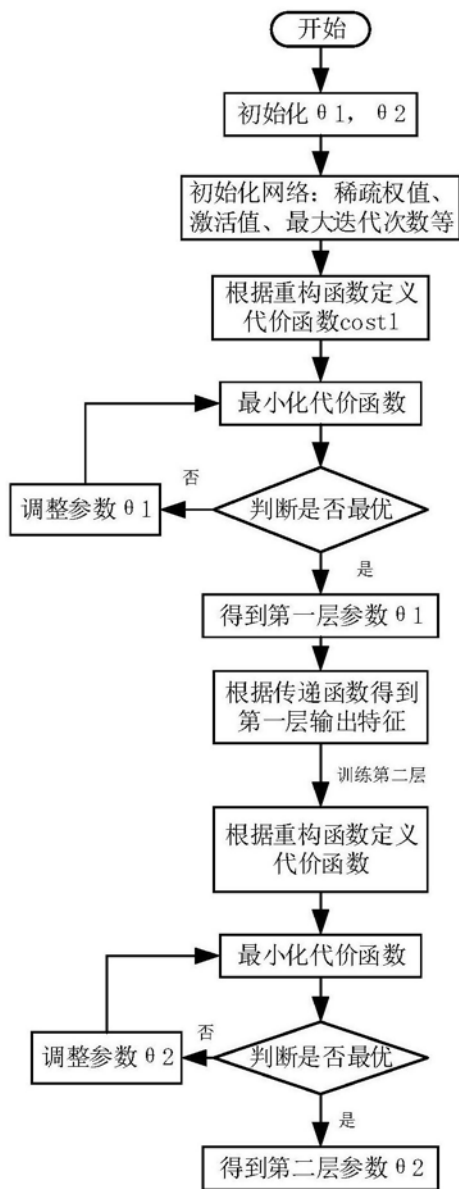


图3

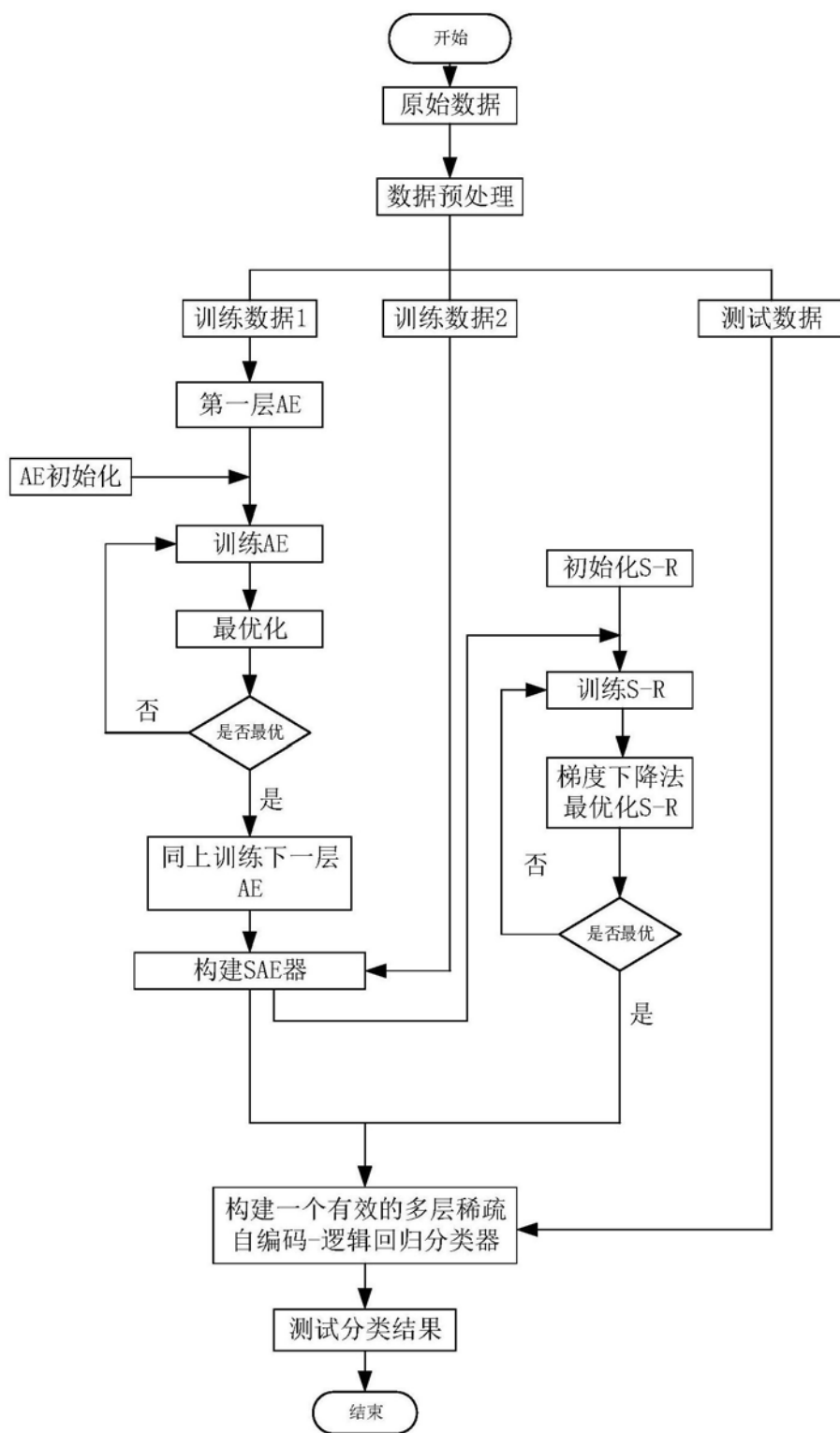


图4

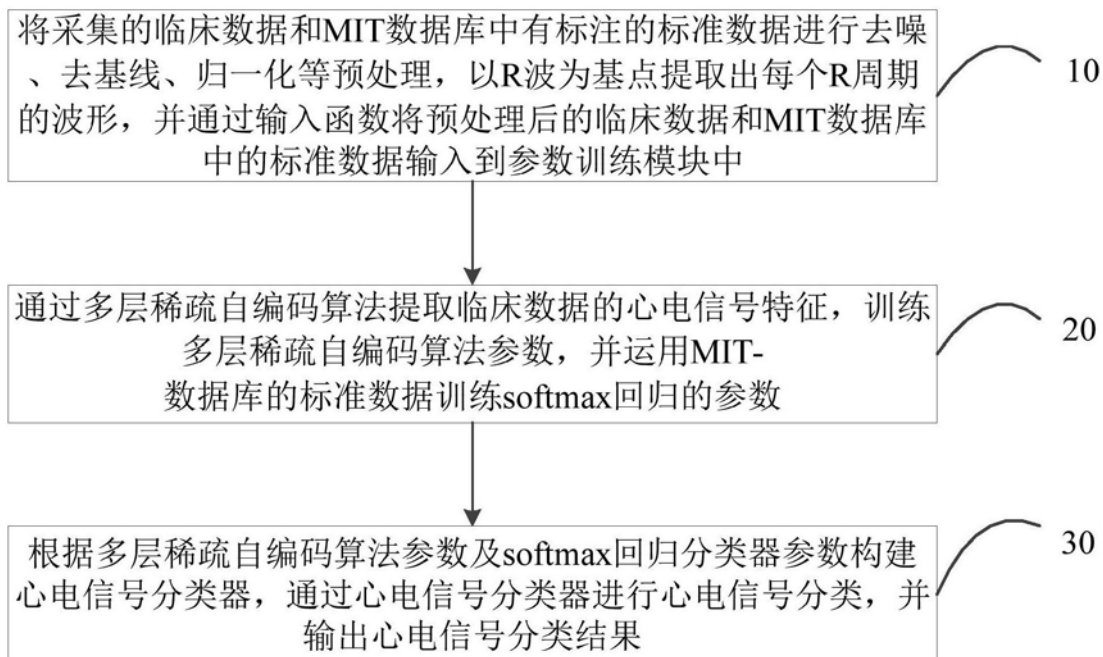


图5

专利名称(译)	一种心电信号分类装置及方法		
公开(公告)号	CN108113647A	公开(公告)日	2018-06-05
申请号	CN201611067279.0	申请日	2016-11-28
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
[标]发明人	颜延 周林 秦兴彬 袁婵 周芳 王磊		
发明人	颜延 周林 秦兴彬 袁婵 周芳 王磊		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0456		
CPC分类号	A61B5/0456 A61B5/72 A61B5/7271		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及心电信号分类技术领域，特别涉及一种心电信号分类装置及方法。所述心电信号分类装置包括：数据输入模块：用于将采集的临床数据和MIT数据库的标准数据输入到参数训练模块中；参数训练模块：用于提取所述临床数据的心电信号特征，训练多层稀疏自编码算法参数，并运用所述MIT数据库的标准数据训练回归分类器参数；分类决策模块：用于根据所述多层稀疏自编码算法参数及回归分类器参数构建心电信号分类器，通过所述心电信号分类器进行心电信号分类。本发明运用临床数据当训练样本使分类结果更接近实际临床病人的情况，对于临床诊断更具有真实性；通过实现大量数据的深度学习训练分类器使得分类器的分类精度大大提高。

