



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110766099 A
(43)申请公布日 2020.02.07

(21)申请号 201911089218.8

(22)申请日 2019.11.08

(71)申请人 哈尔滨理工大学

地址 150080 黑龙江省哈尔滨市南岗区学府路52号

(72)发明人 宋立新 房奇

(74)专利代理机构 哈尔滨华夏松花江知识产权代理有限公司 23213

代理人 孟宪会

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0456(2006.01)

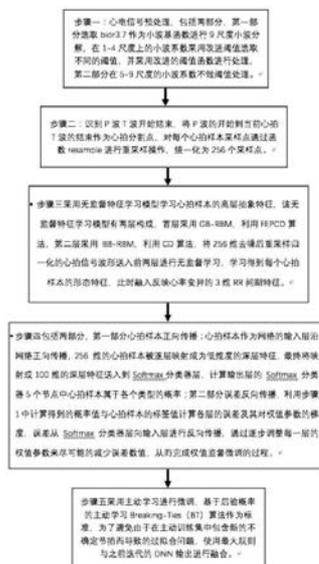
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法

(57)摘要

结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法。本发明的步骤包括：采用基于判别式深度置信网络(DDBNs)和基于后验概率的主动学习相结合，高斯-伯努利受限玻尔兹曼机(GB-RBM)作为DDBNs的首层，伯努利-伯努利受限玻尔兹曼机(BB-RBM)作为DDBNs隐含层，同时融入反应其心律变异的RR间期特征，在特征学习阶段之后，通过在生成隐含层的顶部添加一个柔性最大值(Softmax)回归层，构建一个初始DNN，该DNN可以根据不同的分类标准进行定制，再采用反向传播对网络进行微调，在最后阶段，运用了主动学习方法，允许专家在每次迭代的测试记录中标记最相关和不确定的心拍，然后将其用于更新DNN权重。本发明应用于心电分类。



1. 一种结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,该结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法采用DDBNs和基于后验概率的主动学习相结合,GB-RBM作为DDBNs的首层,BB-RBM作为DDBNs隐含层,同时融入反应其心律变异的RR间期特征,在特征学习阶段之后,通过在生成隐含层的顶部添加一个softmax回归层,构建一个初始DNN,采用反向传播对网络进行微调,再通过主动学习进行进一步微调。

2. 如权利要求1所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法包括如下步骤:

步骤一:心电信号去噪预处理;

步骤二:心电信号心拍分割与重采样归一化;

步骤三:使用DDBNs模型无监督学习加有监督训练;

步骤四:将本网络训练完成后转换为使用Softmax回归层作为输出的DNN,反向传播调整网络参数来实现监督分类;

步骤五:主动学习对DNN分类器进行微调。

3. 如权利要求2所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的步骤一的具体过程如下:

(1) 采用小波变换的去噪预处理方法,选取bior3.7作为小波基函数进行9尺度小波分解,在尺度1-4上分布着肌电干扰、工频干扰等噪声,在这4个尺度上的小波系数采用改进阈值选取不同的阈值,并采用改进的阈值函数进行处理,抑制肌电干扰、工频干扰等噪声;

(2) 尺度5-9的小波系数上信号占主要部分,不做阈值处理,由于9尺度上的尺度系数中主要以噪声为主,因此对其直接置0,去除基线漂移,得到可用于后续处理的心电信号。

4. 如权利要求2所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的步骤二的具体过程如下:

(1) 识别特征点,根据识别到的特征点,将P波的开始到当前心拍T波的结束作为心电信号分割点,实现对心电信号的心拍分割;

(2) 对每个心拍样本采样点进行重采样操作,使每个心拍样本的采样点统一化为256个采样点,将每个心拍样本的256维采样点与融入反映心率变异的3维RR间期特征进行归一化处理,为了限定输入深度学习向量的幅值在一定区域内,从而可以将所有心拍样本一并送入深度学习网络。

5. 如权利要求2所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的步骤三的具体过程如下:采用无监督特征学习模型学习心拍样本的高层抽象特征,该无监督特征学习模型有两层构成,首层采用GB-RBM,利用FPCD算法,

第二层采用BB-RBM,利用CD算法,将256维去噪后重采样归一化的心拍信号波形送入前两层进行无监督学习,学习得到每个心拍样本的形态特征,此时融入反映心率变异的3维RR间期特征,此3维RR间期特征由当前心拍RR间期、下一心拍RR间期和相邻心拍RR间期差异度(即当前RR间期减去下一个RR间期除以这两个RR间期的均值)组成,并将其送入顶层具有分类能力的DRBM,利用CD算法,进行有监督学习,完成心电信号的分类。

6. 如权利要求2所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的步骤四的具体包括如下两个过程:

(1) 心拍样本正向传播;

心拍样本作为网络的输入层沿网络正向传播,256维的心拍样本被逐层映射成为低维度的深层特征,最终将映射成100维的深层特征送入到Softmax分类器层,计算输出层的Softmax分类器5个节点中心拍样本属于各个类型的概率;

(2) 误差反向传播;

利用步骤1中计算得到的概率值与心拍样本的标签值计算各层的误差及其对权值参数的梯度,误差从Softmax分类器层向输入层进行反向传播,通过逐步调整每一层的权值参数来尽可能的减少误差数值,从而完成权值监督微调的过程。

7.如权利要求2所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的步骤五中主动学习对DNN分类器进行微调的步骤如下:

(1) 使用训练过的DNN对测试集记录TestRec进行分类,估计后验概率:P;

(2) 主动训练集 $|N_{r_{AL}}$ 初始化为空集;

(3) 迭代次数 $iter=1:n_epoch$

(3.1) 根据P计算每个测试心拍相关联的不确定度(BT准则),再由不确定度对测试集记录TestRec的信号进行排序;

(3.2) 请专家将排名靠前的 $|Num_{AL}$ 个信号打上标签,使用专家新标签的信号扩充主动训练集: $|N_{r_{AL}} = [N_{r_{AL}}; Signed_{Num_{AL}}]$;

(3.3) 通过微调主动训练集 $|N_{r_{AL}}$ 更新DNN的权值,用更新后的DNN对测试集记录TestRec进行分类,当前估计后验概率:P1;

(3.4) 使用最大规则更新DNN后验概率: $P=MAX(P, P1)$,根据P的最大值设置测试心拍的标签;

(4) 完成分类。

8.如权利要求2或4所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,其特征在于,所述的心拍分割主要针对心电信号波形图P波、QRS波群、T波的开始、波峰和结束这些特征点的检测进行展开。

结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心电分类,具体涉及一种结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法。

背景技术

[0002] 心电图是由心肌细胞的生物电变化所产生的,心电图采集是使用心电图仪采集心脏搏动过程引起的体表电位变化,反应了心脏活动情况,对心电信号的研究有助于更准确的心电分类。作为一个重点领域,仔细检查其行为对提高心电分类精度非常重要,尤其是长期记录中(通常超过24小时)。

[0003] 近十几年,人们发展了多种模式识别方法用于心电分类。这些方法通常基于预处理、特征提取和分类三个主要步骤,首先,对信号进行预处理以进行去噪和去除各种伪影(即基线漂移、工频干扰、肌电干扰),接下来检测特征点并分割心电图波形,主要由P波、QRS波群和T波等特征点组成,并根据以上特征点将心电信号按心拍进行分割,然后对这些波形进行特征提取,一般可用的特征表示方法包括时间信息,高阶统计量(HOS),隐马尔可夫模型(HMM)和小波变换等,采用主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)和线性判别分析(LDA)等来降低特征维数,最后,利用所得到的特征学习分类器的决策函数,如神经网络(NN)、概率神经网络、递归神经网络、支持向量机(SVM)、最小二乘SVM、路径森林等实现心电信号分类。

[0004] 本发明提出了一种基于深度学习的心电信号主动分类新方法,深度学习也称特征学习,是指从输入数据中自动学习一个代表特征。典型的深度学习体系结构包括深度信念网络(DBNs)、卷积神经网络(CNNs)。最近,深度学习在图像分类、目标识别、人脸识别、医学图像分析、时间序列数据等诸多应用中都取得了优异的效果,对于心电信号的自动分类,可以在文献中找到基于深度置信网络(DBN)和支持向量机(SVM)相结合的解决方案。特别是利用DBN进行特征学习,得到的特征反馈给SVM进行训练和分类。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种采用DDBNs和基于后验概率的主动学习相结合的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法。

[0006] 上述的目的通过以下的技术方案实现:

[0007] 一种结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,该结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法采用DDBNs和基于后验概率的主动学习相结合,GB-RBM作为DDBNs的首层,BB-RBM作为DDBNs隐含层,同时融入反应其心律变异的RR间期特征,在特征学习阶段之后,通过在生成隐含层的顶部添加一个softmax回归层,构建一个初始DNN,采用反向传播对网络进行微调,再通过主动学习进行进一步微调进而实现心电的自动分类。

[0008] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的结合判别式

深度置信网络和主动学习的心电分类方法包括如下步骤:

[0009] 步骤一:心电信号去噪预处理;

[0010] 步骤二:心电信号心拍分割与重采样归一化;

[0011] 步骤三:使用DDBNs模型无监督学习加有监督训练;

[0012] 步骤四:将本网络训练完成后转换为使用Softmax回归层作为输出的DNN,反向传播调整网络参数来实现监督分类;

[0013] 步骤五:主动学习对DNN分类器进行微调。

[0014] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的步骤一的具体过程如下:

[0015] (1) 采用小波变换的去噪预处理方法,选取bior3.7作为小波基函数进行9尺度小波分解,在尺度1-4上分布着肌电干扰、工频干扰等噪声,在这4个尺度上的小波系数采用改进阈值选取不同的阈值,并采用改进的阈值函数进行处理,抑制肌电干扰、工频干扰等噪声;

[0016] (2) 尺度5-9的小波系数上信号占主要部分,不做阈值处理,由于9尺度上的尺度系数中主要以噪声为主,因此对其直接置0,去除基线漂移,得到可用于后续处理的心电信号。

[0017] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的步骤二的具体过程如下:

[0018] (1) 识别特征点,根据识别到的特征点,将P波的开始到当前心拍T波的结束作为心电信号分割点,实现对心电信号的心拍分割;

[0019] (3) 对每个心拍样本采样点进行重采样操作,使每个心拍样本的采样点统一化为256个采样点,将每个心拍样本的256维采样点与融入反映心率变异的3维RR间期特征进行归一化处理,为了限定输入深度学习向量的幅值在一定区域内,从而可以将所有心拍样本一并送入深度学习网络。

[0020] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的步骤三的具体过程如下:采用无监督特征学习模型学习心拍样本的高层抽象特征,该无监督特征学习模型有两层构成,首层采用GB-RBM,利用FPCD算法,

[0021] 第二层采用BB-RBM,利用CD算法,将256维去噪后重采样归一化的心拍信号波形送入前两层进行无监督学习,学习得到每个心拍样本的形态特征,此时融入反映心率变异的3维RR间期特征,此3维RR间期特征由当前心拍RR间期、下一心拍RR间期和相邻心拍RR间期差异度(即当前RR间期减去下一个RR间期除以这两个RR间期的均值)组成,并将其送入顶层具有分类能力的DRBM,利用CD算法,进行有监督学习,完成心电信号的分类。

[0022] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的步骤四的具体包括如下两个过程:

[0023] (1) 心拍样本正向传播;

[0024] 心拍样本作为网络的输入层沿网络正向传播,256维的心拍样本被逐层映射成为低维度的深层特征,最终将映射成100维的深层特征送入到Softmax分类器层,计算输出层的Softmax分类器5个节点中心拍样本属于各个类型的概率;

[0025] (2) 误差反向传播;

[0026] 利用步骤1中计算得到的概率值与心拍样本的标签值计算各层的误差及其对权值

参数的梯度,误差从Softmax分类器层向输入层进行反向传播,通过逐步调整每一层的权值参数来尽可能的减少误差数值,从而完成权值监督微调的过程。

[0027] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的步骤五的具体过程如下:使用一个基于AL的替代方案,为了选择最相关的心拍,基于后验概率的主动学习 Breaking-Ties (BT) 算法作为标准,为了避免由于在主动训练集中包含新的不确定节拍而导致的过拟合问题,使用最大规则与之前迭代的DNN输出进行融合。

[0028] 所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,所述的心拍分割主要针对心电信号波形图P波、QRS波群、T波的开始、波峰和结束这些特征点的检测进行展开。

[0029] 本发明所达到的有益效果是:

[0030] 1. 本发明将GRBM提取的心拍信号形态特征与其RR间期特征有机融合送入DRBM进行心电分类,随后采用主动学习 (BT准则) 代替随机选择节拍。实验结果表明,该方法在迭代标记过程中具有较强的鲁棒性和计算效率,在主动学习阶段,随着迭代次数的增加,特异性、阳性预测值、准确性均增加,并且明显优于目前最先进的方法。为了未来的发展,我们计划在很多方面提高分类的准确性,减少专家之间的交互。

附图说明

[0031] 附图1是本发明的流程图;

[0032] 附图2是心电信号滤波效果对比图;

[0033] 附图3是DDBNs模型结构图;

具体实施方式

[0034] 以下结合附图对本发明的优选实施例进行说明,应当理解,此处所描述的优选实施例仅用于说明和解释本发明,并不用于限定本发明。

[0035] 具体实施方式一、本实施方式一种结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法,该结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法采用DDBNs和基于后验概率的主动学习相结合,GB-RBM作为DDBNs的首层,BB-RBM作为DDBNs隐含层,同时融入反应其心律变异的RR间期特征,在特征学习阶段之后,通过在生成隐含层的顶部添加一个softmax回归层,构建一个初始DNN,采用反向传播对网络进行微调,再通过主动学习进行进一步微调进而实现心电的自动分类。

[0036] 具体实施方式二、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,包括如下步骤:

[0037] 步骤一:心电信号去噪预处理;

[0038] 步骤二:心电信号心拍分割与重采样归一化;

[0039] 步骤三:使用DDBNs模型无监督学习加有监督训练;

[0040] 步骤四:将本网络训练完成后转换为使用Softmax回归层作为输出的DNN,反向传播调整网络参数来实现监督分类;

[0041] 步骤五:主动学习对DNN分类器进行微调,为了选择最相关的心拍,本发明基于后验概率的主动学习Breaking-Ties (BT) 算法作为标准,它是基于将一个样本与一个指定类别相关联的后验概率,在多类别设置中,两个最高后验概率之间的差异指示了分类器处理

样本的方式,当两个最大值接近时,分类器的可信度较低。这里值得注意的是,为了避免由于在主动训练集中包含新的不确定节拍而导致的过拟合问题,我们使用最大规则与之前迭代的DNN 输出进行融合。

[0042] 具体实施方式三、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的步骤一的具体过程如下:

[0043] (1) 采用小波变换的去噪预处理方法,选取bior3.7作为小波基函数进行9尺度小波分解,在尺度1-4上分布着肌电干扰、工频干扰等噪声,在这4个尺度上的小波系数采用改进阈值选取不同的阈值,并采用改进的阈值函数进行处理,抑制肌电干扰、工频干扰等噪声;

[0044] (2) 尺度5-9的小波系数上信号占主要部分,不做阈值处理,由于9尺度上的尺度系数中主要以噪声为主,因此对其直接置0,去除基线漂移,得到可用于后续处理的心电信号。

[0045] 具体实施方式四、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的步骤二的具体过程如下:

[0046] (1) 识别特征点,根据识别到的特征点,将P波的开始到当前心拍T波的结束作为心电信号分割点,实现对心电信号的心拍分割;

[0047] 对每个心拍样本采样点重采样操作,使每个心拍样本的采样点统一化为256个采样点,将每个心拍样本的256维采样点与融入反映心率变异的3维RR间期特征进行归一化处理,为了限定输入深度学习向量的幅值在一定区域内,从而可以将所有心拍样本一并送入深度学习网络。

[0048] 具体实施方式五、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的步骤三的具体过程如下:采用无监督特征学习模型学习心拍样本的高层抽象特征,该无监督特征学习模型有两层构成,首层采用GB-RBM,利用FPCD算法,

[0049] 第二层采用BB-RBM,利用CD算法,将256维去噪后重采样归一化的心拍信号波形送入前两层进行无监督学习,学习得到每个心拍样本的形态特征,此时融入反映心率变异的3维 RR间期特征,此3维RR间期特征由当前心拍RR间期、下一心拍RR间期和相邻心拍RR间期差异度(即当前RR间期减去下一个RR间期除以这两个RR间期的均值)组成,并将其送入顶层具有分类能力的DRBM,利用CD算法,进行有监督学习,完成心电信号的分类。

[0050] 具体实施方式六、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的步骤四的具体包括如下两个过程:

[0051] (1) 心拍样本正向传播;

[0052] 心拍样本作为网络的输入层沿网络正向传播,256维的心拍样本被逐层映射成为低维度的深层特征,最终将映射成100维的深层特征送入到Softmax分类器层,计算输出层的 Softmax分类器5个节点中心拍样本属于各个类型的概率;

[0053] (2) 误差反向传播;

[0054] 利用步骤1中计算得到的概率值与心拍样本的标签值计算各层的误差及其对权值参数的梯度,误差从Softmax分类器层向输入层进行反向传播,通过逐步调整每一层的权值参数来尽可能的减少误差数值,从而完成权值监督微调的过程。

[0055] 具体实施方式七、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网

络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的步骤五中主动学习DNN分类器进行微调的步骤如下:

[0056] (1) 使用训练过的DNN对测试集记录TestRec进行分类,估计后验概率:P;

[0057] (2) 主动训练集 $[N_{r_{AL}}$ 初始化为空集;

[0058] (3) 迭代次数 $iter=1:n_epoch$ (本发明将 n_epoch 设置为30)

[0059] (3.1) 根据P计算每个测试心拍相关联的不确定度(BT准则),再由不确定度对测试集记录TestRec的信号进行排序;

[0060] (3.2) 请专家将排名靠前的 Num_{AL} 个信号打上标签,本发明将 Num_{AL} 设置为10,使用专家新标签的信号扩充主动训练集: $[N_{r_{AL}} = [N_{r_{AL}}; Signed_{Num_{AL}}]$;

[0061] (3.3) 通过微调主动训练集 $[N_{r_{AL}}$ 更新DNN的权值,用更新后的DNN对测试集记录TestRec进行分类,当前估计后验概率:P1;

[0062] (3.4) 使用最大规则更新DNN后验概率: $P = \text{MAX}(P, P1)$,根据P的最大值设置测试心拍的标签;

[0063] (4) 完成分类

[0064] 具体实施方式八、本实施方式是对具体实施方式一所述的结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法的进一步说明,所述的心拍分割主要针对心电信号波形图P波、QRS波群、T波的开始、波峰和结束这些特征点的检测进行展开。

[0065] 实验结果:

[0066] (1) 数据集描述:

[0067] MIT-BIH数据库这个数据库包括48条双导联录音,每条录音约半小时,采样频率为360赫兹。该数据库既包含节拍类信息的注释,也包含独立专家验证的节拍信息。前20条记录(100-124条)包含有代表性的节拍,将其包含在通用训练数据中。其余24例(200-234例)通过不同的组合进而做为测试集。

[0068] 在实验中,我们使用MIT-BIH数据库来评估所提出的方法,我们将类型5丢弃,因为在数据库中类型5的心拍数量很少,而且分类所采用的实验数据集,仅是体现结果的试例。

[0069] 表1实验中训练集和测试集包含各类别的心拍数量

| | 数据库 | 类型 1 | 类型 2 | 类型 3 | 类型 4 | 类型 5 | |
|--------|-----|---------------|-------|------|------|------|----|
| [0070] | 训练集 | MIT-BIH (DS1) | 45777 | 973 | 3769 | 414 | 22 |
| | 测试集 | MIT-BIH (DS2) | 44011 | 2049 | 3216 | 388 | 22 |

[0071] (2) 实验设置和性能评估:

[0072] 我们根据MIT-BIH数据库中下列22条记录的所有心拍按照 $DS1 = \{101, 106, 108, 109, 112, 114, 15, 116, 118, 119, 122, 124, 201, 203, 205, 207, 208, 209, 215, 220, 223, 230\}$ 构建初始训练集,数据库中剩下的记录分为 $DS2 = \{100, 103, 105, 111, 113, 117, 121, 123, 200, 202, 210, 212, 213, 214, 219, 221, 222, 228, 231, 232, 233, 234\}$ 作为测试集,如表1所示。

[0073] 首先,构建DDBNs初始化模型,用MIT-BIH AR的训练集对DDBNs预训练,并使用其权值初始化,然后使用反向传播微调整个模型。预训练阶段,使用FPCD与CD结合的训练方法。

参数设置:首层GB-RBM学习率:0.01;其余层BB-RBM学习率:0.1;动量:[0.5,0.4,0.3, 0.2, 0.1,0];批次尺寸:100;训练次数:50。微调阶段,使用小批量梯度优化方法,参数设置:学习率:1;动量:0.5;批次尺寸:100;训练次数:200; $\lambda:1 \times 10^{-7}$ 。

[0074] 为了进行性能评估,本发明采用类型a(类型2和[类型1、类型3、类型4]对比)和类型b(类型3和[类型1、类型2和类型4]对比)来表示结果,使用四种标准的测量指标:灵敏度(sensitivity,Se)、正检测率(positive predictivity,Pp)、特异性(specificity, Sp)和整体精度(overall accuracy,OA)。

[0075] (3) 实验结果分析;

[0076] 通过考虑构建三种不同场景的测试集来展示结果,而且分类所采用的实验数据集,仅是体现结果的试例。(1) 11条a类别的测试记录{200、202、210、213、214、219、221、228、231、233、234}和14条b类别的测试记录{200、202、210、212、214、219、221、222、228、231、232、233、234};(2) 使用常用的测试记录,记录号为200~234;(3) 使用所有记录,共48条记录(即DS1+DS2)。本发明分别与基于进化块神经网络(BbNNs)(evolvable block-based neural networks,BbNNs)、自组织映射(Self-organizing Maps,SOM)算法结合LVQ网络(Learning Vector Quantization)算法(简写为:SOM+LVQ)、K最近邻(kNN, k-NearestNeighbor)分类算法、DBN结合信息熵entropy(简写为:Deep-entropy)、DBN结合Breaking-Ties算法(简写为:Deep-BT)5种方法进行性能对比。

[0077] 表2根据MIT-BIH的类型a(11项常见记录)和类型b(14项常见记录)分类结果。

| 方法 | 迭代 次数 | 类型 a | | | | 类型 b | | | |
|------------------|----------|---------|-------|-------|------|---------|------|-------|-------|
| | | Se | Pp | Sp | OA | Se | Pp | Sp | OA |
| BbNNs | 500 | 87.7 | 47.0 | N/A | 95.9 | 94.3 | 96.2 | N/A | 99.4 |
| SOM+LVQ | 300 | N/A | N/A | N/A | N/A | 78.9 | 75.8 | 96.8 | 94.8 |
| KNN | 300 | 81.8 | 63.4 | 98.5 | 96.1 | 90.3 | 92.2 | 98.8 | 97.9 |
| Deep- entropy | 300 | 95.1 | 99.1 | 100.0 | 99.7 | 97.5 | 99.5 | 99.8 | 99.7 |
| Deep-BT | 300 | 98.1 | 99.7 | 100.0 | 99.9 | 99.4 | 99.8 | 100.0 | 99.8 |
| 本发明 | 0 | 36.4 | 68.3 | 99.8 | 92.6 | 92.1 | 96.7 | 99.8 | 93.5 |
| | 50 | 46.8 | 97.3 | 99.9 | 95.4 | 97.3 | 97.9 | 99.8 | 96.3 |
| | 100 | 67.0 | 100.0 | 100.0 | 98.8 | 99.1 | 98.9 | 99.9 | 98.9 |
| | 200 | 77.9 | 100.0 | 100.0 | 99.7 | 99.3 | 99.1 | 99.9 | 100.0 |
| | 300 | 98.2 | 100.0 | 100.0 | 99.7 | 99.4 | 99.5 | 100.0 | 100.0 |

[0079] 表3根据MIT-BIH的24条测试记录对类型a和类型b进行分类的分类结果。

| 方法 | 迭代 次数 | 类型 a | | | | 类型 b | | | | |
|--------|------------------|---------|------|-------|-------|---------|------|-------|-------|------|
| | | Se | Pp | Sp | OA | Se | Pp | Sp | OA | |
| [0080] | BbNNs | 500 | 50.6 | 67.9 | 98.8 | 96.6 | 86.6 | 93.3 | 99.3 | 98.1 |
| | SOM+LVQ | 300 | 62.1 | 56.7 | 98.5 | 96.1 | 83.4 | 87.4 | 98.1 | 97.6 |
| | Deep- entropy | 300 | 92.4 | 93.1 | 99.7 | 99.4 | 97.2 | 98.8 | 99.8 | 99.6 |
| | Deep-BT | 300 | 96.7 | 99.3 | 100.0 | 99.7 | 98.8 | 99.7 | 99.9 | 99.9 |
| 本发明 | 0 | 78.0 | 89.7 | 99.6 | 95.9 | 93.6 | 97.0 | 99.7 | 96.3 | |
| | 50 | 81.9 | 96.6 | 99.8 | 99.6 | 96.4 | 98.4 | 99.8 | 99.5 | |
| | 100 | 87.4 | 99.1 | 99.9 | 99.7 | 98.5 | 99.0 | 99.9 | 99.6 | |
| | 200 | 91.8 | 99.6 | 99.9 | 99.8 | 99.3 | 99.2 | 99.9 | 99.6 | |
| | 300 | 97.2 | 99.6 | 100.0 | 99.8 | 99.3 | 99.5 | 100.0 | 100.0 | |

[0081] 表4根据MIT-BIH的44条测试记录对类型a和类型b进行分类的分类结果。

| 方法 | 迭代 次数 | 类型 a | | | | 类型 b | | | | |
|--------|------------------|---------|-------|------|-------|---------|-------|-------|------|-------|
| | | Se | Pp | Sp | OA | Se | Pp | Sp | OA | |
| [0082] | SOM+LVQ | 300 | 63.2 | 53.7 | 99.0 | 97.4 | 84.6 | 87.4 | 98.7 | 98.3 |
| | Deep- entropy | 300 | 95.9 | 98.9 | 100.0 | 99.9 | 99.3 | 99.7 | 99.9 | 99.9 |
| | Deep-BT | 300 | 99.0 | 99.6 | 100.0 | 99.9 | 99.8 | 99.9 | 99.9 | 100.0 |
| | 0 | 70.8 | 89.6 | 99.7 | 84.5 | 95.0 | 95.1 | 99.6 | 89.5 | |
| 本发明 | 50 | 79.1 | 95.8 | 99.9 | 99.0 | 96.6 | 97.4 | 99.8 | 99.7 | |
| | 100 | 87.4 | 98.5 | 99.9 | 99.2 | 98.2 | 98.7 | 99.9 | 99.8 | |
| | 200 | 91.3 | 99.2 | 99.9 | 99.4 | 98.8 | 99.3 | 99.9 | 99.8 | |
| 300 | 99.1 | 99.7 | 100.0 | 99.9 | 99.9 | 99.9 | 100.0 | 100.0 | | |

[0083] 表2对应第一个场景,类型a的初始值(OA、Se、Sp和Pp)较低,分别为(92.6%、36.4%、68.3%和99.8%)。在每条记录上添加30次迭代(300次节拍)后,OA、Se、Sp、Pp分别为(99.7%、98.2%、100.0%、100.0%)。对于类型b,初始值(OA、Se、Sp、Pp)分别为(93.5%、92.1%、96.7%、99.8%)。经过30次迭代,准确率为(100.0%、99.4%、99.5%和100.0%)。可以看出本发明与其他学习模式相比,表现出较好的精度。表3对应第二个场景,类型a和类型b的初始值(OA、Se、Sp和Pp)分别为(95.9%、78.0%、89.7%、99.6%)和(96.3%、93.6%、97.0%、99.7%),在每个记录添加30次迭代后,对于类型a和类型b,本发明的准确率分别为(99.8%、97.2%、99.6%、100.0%)和(100.0%、99.3%、99.5%、100.0%)。表4对应第三个场景,类型a和类型b的初始值(OA、Se、Sp和Pp)分别为(84.5%、70.8%、89.6%、99.7%)和(89.5%、95.0%、95.1%、99.6%),在每个记录添加30次迭代后,对于类型a和类型b,本发明的准确率分别为(99.9%、99.1%、99.7%、100.0%)和(100.0%、99.9%、99.9%、100.0%)。从表2-4所示的结果分别清楚地证实了所提出的方法相对于最先进的方法的优越性。

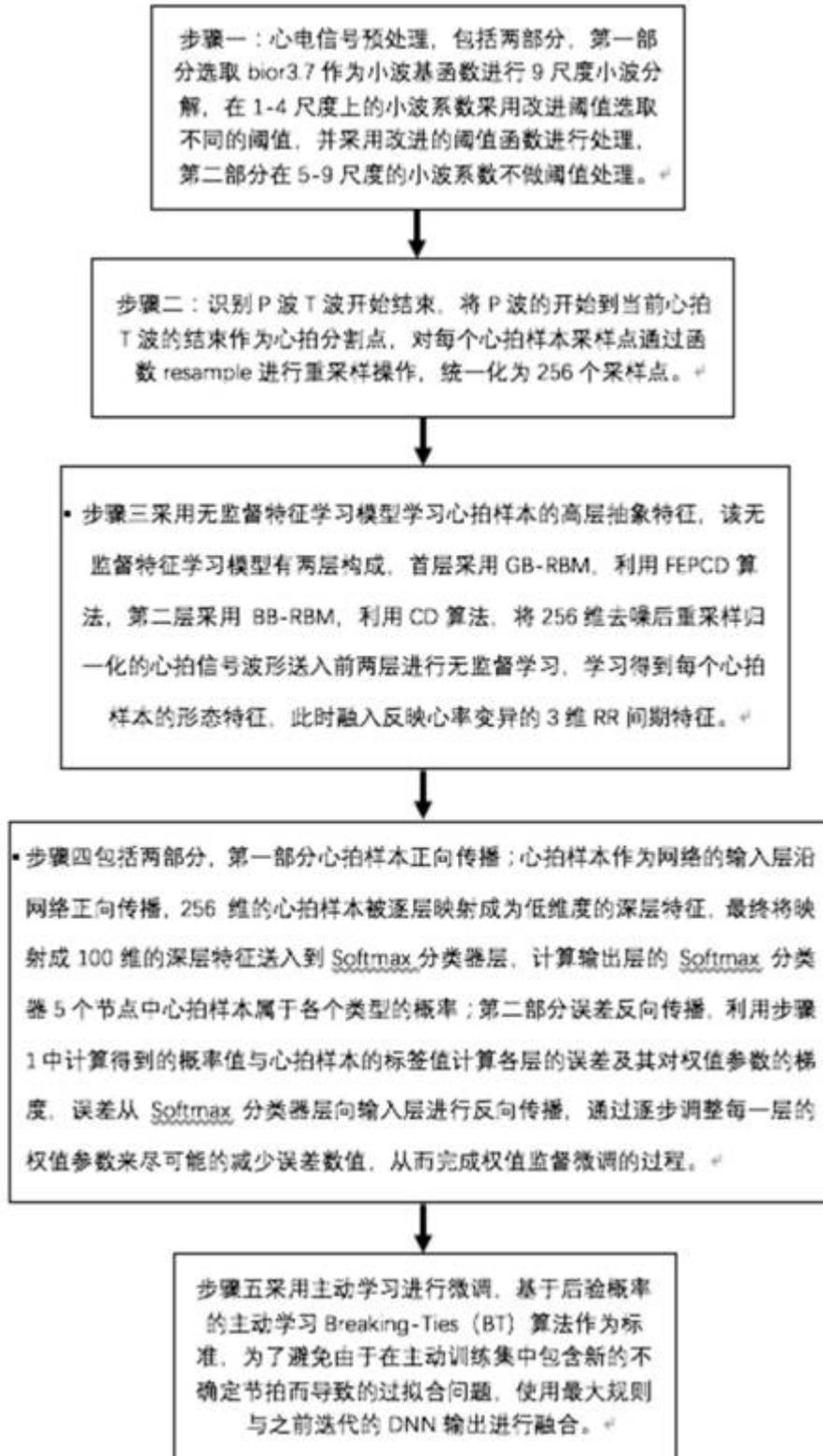


图1

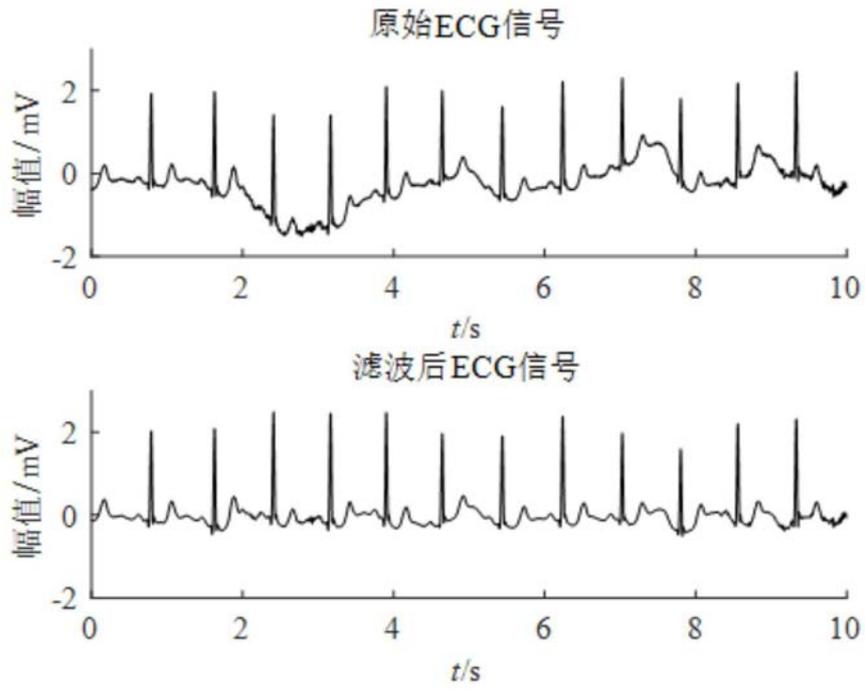


图2

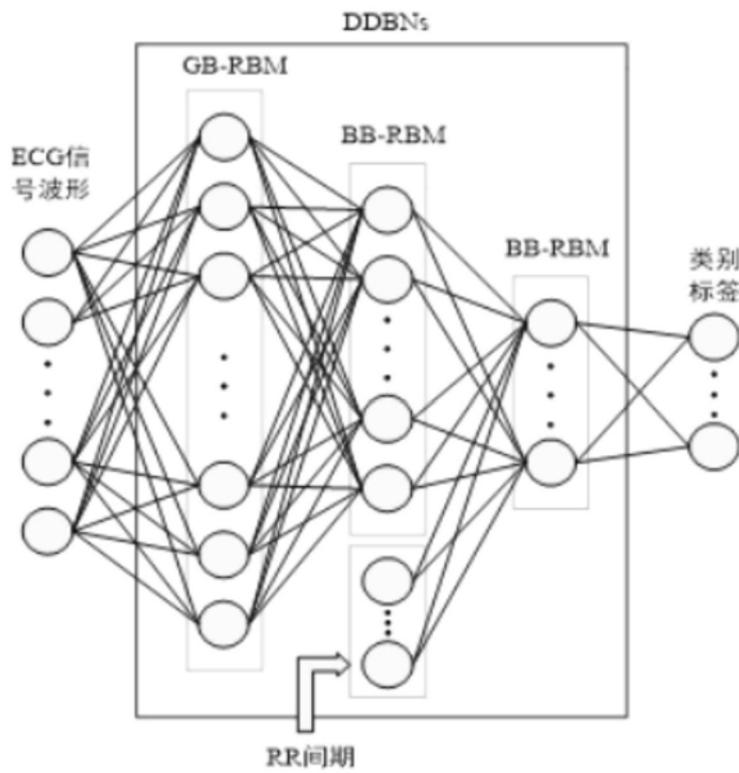


图3

| | | | |
|----------------|--|---------|------------|
| 专利名称(译) | 结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法 | | |
| 公开(公告)号 | CN110766099A | 公开(公告)日 | 2020-02-07 |
| 申请号 | CN2019111089218.8 | 申请日 | 2019-11-08 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 哈尔滨理工大学 | | |
| 申请(专利权)人(译) | 哈尔滨理工大学 | | |
| 当前申请(专利权)人(译) | 哈尔滨理工大学 | | |
| [标]发明人 | 宋立新 房奇 | | |
| 发明人 | 宋立新 房奇 | | |
| IPC分类号 | G06K9/62 A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/0456 | | |
| CPC分类号 | A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/7253 A61B5/7267 G06K9/6256 G06K9/6259 G06K9/6267 G06K9/629 G06K2209/05 | | |
| 代理人(译) | 孟宪会 | | |
| 外部链接 | Espacenet SIPO | | |

摘要(译)

结合判别式深度置信网络和主动学习的心电分类方法。本发明的步骤包括：采用基于判别式深度置信网络(DDBNs)和基于后验概率的主动学习相结合，高斯—伯努利受限玻尔兹曼机(GB-RBM)作为DDBNs的首层，伯努利—伯努利受限玻尔兹曼机(BB-RBM)作为DDBNs隐含层，同时融入反应其心律变异的RR间期特征，在特征学习阶段之后，通过在生成隐含层的顶部添加一个柔性最大值(Softmax)回归层，构建一个初始DNN，该DNN可以根据不同的分类标准进行定制，再采用反向传播对网络进行微调，在最后阶段，运用了主动学习方法，允许专家在每次迭代的测试记录中标记最相关和不确定的心拍，然后将其用于更新DNN权重。本发明应用于心电分类。

