



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111281371 A  
(43)申请公布日 2020.06.16

(21)申请号 201911218815.6

(22)申请日 2019.12.03

(30)优先权数据

10-2018-0158212 2018.12.10 KR

(71)申请人 顺天乡大学校产学协力团

地址 韩国忠清南道牙山市

(72)发明人 李和玟 全银广

(74)专利代理机构 北京品源专利代理有限公司  
11332

代理人 吕琳 宋东颖

(51)Int.Cl.

- A61B 5/0402(2006.01)
- A61B 5/0472(2006.01)
- A61B 5/0464(2006.01)
- A61B 5/00(2006.01)

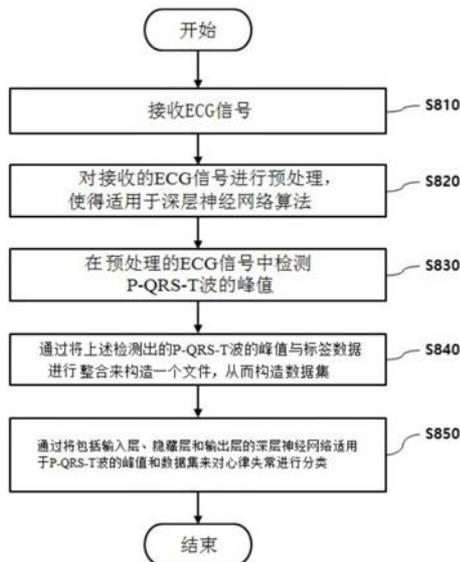
权利要求书2页 说明书8页 附图5页

(54)发明名称

心律失常分类系统和方法及执行该方法的记录介质

(57)摘要

本发明公开了一种利用深层神经网络的心律失常分类系统及方法。根据本发明的一方面的利用深层神经网络的心律失常分类方法包括：接收ECG信号的步骤；对上述所接收的ECG信号进行预处理，使得适用于深层神经网络算法的步骤；在上述预处理的ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤；通过将上述检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件，从而构造数据集的步骤；通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤。



1. 一种利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,所述心律失常分类方法包括:

接收ECG信号的步骤;

对接收的所述ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法的步骤;

在预处理的所述ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤;

通过将检测出的所述P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件,从而构造数据集的步骤;

通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于所述P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤。

2. 根据权利要求1所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

在通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于所述P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤中,

在所述隐藏层中将S型函数作为激活函数来使用,在所述输出层中将归一化指数函数作为激活函数来使用。

3. 根据权利要求2所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

将在ECG信号中检测的P-QRS-T波的峰值作为输入值用于所述输入层中,并且每个输入节点与下一个隐藏节点连接,隐藏层分为仿射层和Sigmoid层,并且将通过所述隐藏层而获得的输出值作为输入值输入到输出层的归一化指数函数,从而生成输出值。

4. 根据权利要求3所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

在所述仿射层中,通过输入值和权重值、偏差值来执行根据下述数学式的运算,并且将结果值作为输入值使用于S型函数,从而生成输出值,

**【数学式】**

$$y = x \times \text{权重值} + \text{偏差值}$$

其中,x为输入值。

5. 根据权利要求1所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

在对接接收的所述ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法的步骤中,使用带通滤波器来对上述ECG信号执行滤波来消除噪音。

6. 根据权利要求1所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

在预处理的所述ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤中,

将Pan-Tompkins QRS检测算法适用于预处理的所述ECG信号中,从而检测P波、Q波、R波、S波、T波中的峰值。

7. 根据权利要求1所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤,包括:

通过小批量技术获取用于学习过程的数据的步骤;及

对获取的所述数据基于误差反向传播算法更新参数的步骤。

8. 根据权利要求1所述的利用深层神经网络的心律失常分类方法,其特征在于,

所述标签数据由3维向量标记的独热编码形式构成。

9. 一种利用深层神经网络的心律失常系统,其特征在于,包括,

- ECG信号接收部,接收ECG信号;
- ECG信号预处理部,对接收的所述ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法;
- 峰值检测部,在预处理的所述ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值;
- 数据集构造部,通过将检测出的所述P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件,从而构造数据集;
- 心律失常分类部,通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类。
10. 一种记录介质,其为记录有计算机程序的计算机可读记录介质,所述记录介质执行权利要求1至8中任意一项的利用深层神经网络的心律失常分类方法。

## 心律失常分类系统和方法及执行该方法的记录介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种利用深层神经网络的心律失常分类系统及方法,更详细地,涉及利用深层神经网络,在没有特征提取过程的情况下利用R-QRS-T峰值对心律失常进行分类的利用深层神经网络的心律失常分类系统及方法。

### 背景技术

[0002] 最近,随着韩国国内经济增长和生活环境的西欧化,心脏疾病与癌症、脑血管疾病一起成为了主要死亡原因之一。以2016年为准,心脏疾病是韩国第二大主要死亡原因,心脏疾病的不可预测的风险表明了随时监测心电图(electrocardiogram:ECG)的必要性,当存在相关病史的情况下,无论时间和地点如何,需要日常护理。

[0003] 现有的关于心律失常的研究用于通过作为生命体征之一的心电图,对异常快速、缓慢或不规则的心跳诊断有无心律失常。心电图具有P-QRS-T波的形态,并且许多研究通过提取QRS复合波和R-R间期的特征来自动分析。

[0004] 但是,现有的方式是需要正确检测P-QRS-T波,并通过其来提取特征值。如果峰值(peak)检测过程中或提取特征过程中发生错误,准确度会很差。如此,对于现有的方式,提取特征过程是相当重要的部分,但心电图信号因人而异,因此难以一概而论,从而需要使用数据处理的复杂的算法。由于每个人的心电图信号特征都不同,因此简单的算法在设置不同的阈值(threshold)方面存在局限性,而当使用更高级的机器学习算法时,该算法将变得非常复杂。

[0005] 现有技术文献

[0006] 专利文献

[0007] 专利文献1:韩国授权专利第10-1429710号(2014年08月12月公告)

### 发明内容

[0008] 发明所要解决的问题

[0009] 用于解决如上述问题而提交的本发明的目的在于提供一种利用深层神经网络,在没有特征提取过程的情况下利用R-QRS-T峰值对心律失常进行分类的利用深层神经网络的心律失常分类系统及方法。

[0010] 可以通过下述的说明来理解本发明的其他目的及优点,并可以通过本发明的一实施例来更加清楚的得知本发明的其他目的及优点。并且可以容易得知通过显示在权利要求中的方案及其组合来实现本发明的目的及优点。

[0011] 用于解决问题的方案

[0012] 用于达成如上述目的的根据本发明的一方面的利用深层神经网络的心律失常分类系统中的心律失常分类方法包括:接收ECG信号的步骤;对上述所接收的ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法的步骤;在上述预处理的ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤;通过将上述检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文

件,从而构造数据集的步骤;通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤。

[0013] 在通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于上述P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤中,在上述隐藏层中将S型(sigmoid)函数作为激活函数来使用,在上述输出层中将归一化指数(softmax)函数作为激活函数来使用。

[0014] 将在ECG信号中检测的P-QRS-T波的峰值作为输入值用于上述输入层中,并且每个输入节点与下一个隐藏节点进行连接,隐藏层分为仿射层(Affine layer)和Sigmoid层,并且将通过上述隐藏层而获得的输出值作为输入值输入到输出层的归一化指数函数,从而生成输出值。

[0015] 在上述仿射层中,通过输入值和权重值、偏差值来执行根据下述数学式的运算,并且将结果值作为输入值使用于S型函数,从而生成输出值。

[0016] 【数学式】

[0017]  $y = x \times \text{权重值} + \text{偏差值}$

[0018] 在对上述所接收的ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法步骤中,使用带通滤波器对上述ECG信号执行滤波来消除噪音。

[0019] 在上述预处理的ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤中,将Pan-Tompkins QRS检测算法适用于上述预处理的ECG信号中,从而检测P波、Q波、R波、S波、T波的峰值。

[0020] 通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤,包含:通过小批量技术获取用于学习过程的数据的步骤;及对上述获取的数据基于误差反向传播算法更新参数的步骤。

[0021] 上述标签数据由3维向量标记的独热编码(one-hot encoding)形式构成。

[0022] 用于达到如上述目的根据本发明的另一方面的利用深层神经网络的心律失常分类系统,其包括:ECG信号接收部,接收ECG信号;ECG信号预处理部,对上述接收的ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法;峰值检测部,在上述预处理的ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值;数据集构造部,通过将上述检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件,从而构造数据集;心律失常分类部,通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类。

[0023] 用于达成如上述目的根据本发明的另一方面的记录介质,其为记录有计算机程序的计算机可读记录介质,上述记录介质执行利用深层神经网络的心律失常分类方法。

[0024] 发明效果

[0025] 根据本发明的一方面,其效果在于,在心电图信号中,在没有特征提取过程的情况下将R-QRS-T峰值作为输入值,从而对于利用深层神经网络的心律失常分类,能够提高准确度

[0026] 本发明能够获得的效果不局限于上述所提及的效果,并且通过从以下描述,本领域技术人员将明确的理解未提及的其他效果。

## 附图说明

[0027] 本说明书所附的以下附图是示例本发明的优选实施例,并且与具体实施方式一同起到进一步理解本发明的技术思想的作用,因此本发明不应被解释为仅限于这些附图中所

描述的内容。

[0028] 图1是根据本发明的一实施例的利用深层神经网络的心律失常分类系统的概略性的结构图。

[0029] 图2是示出根据心脏的收缩与舒张的心电图信号的波形的图。

[0030] 图3是示出一般的心电图波形的图。

[0031] 图4是示出QRS检测过程的流程的图。

[0032] 图5是示出根据本发明的一实施例而构成的数据集的图。

[0033] 图6是示出根据本发明的一实施例的深层神经网络模型的结构图。

[0034] 图7是示出根据本发明的一实施例的适用隐藏层中使用的Sigmoid激活函数时的输出值的图。

[0035] 图8是根据本发明的一实施例的利用深层神经网络的心律失常分类方法的概略性的流程图。

[0036] 附图标记说明：

[0037] 100:ECG信号接收部；

[0038] 200:ECG信号处理部；

[0039] 300:峰值检测部；

[0040] 400:数据集构造部；

[0041] 500:心律失常分类部。

### 具体实施方式

[0042] 上述的目的、特征及优点可以通过与附图相关的以下的详细的说明会更清晰，因此，本领域技术人员将能够容易的实现本发明的技术思想。并且，对本发明进行说明时，在说明本发明时，若判断为针对与本发明相关的公知技术的具体说明会不必要地影响本发明的主旨，则省略对其详细的说明。以下，通过参照附图，对根据本发明的优选的一实施例进行详细地说明。

[0043] 在整个说明书中，当某部分“包含”某构成要素时，这意味着，除非另有特殊相反的记载，否则可以进一步包括其他构成要素而不是排除其他构成要素。并且说明书中所记载的“...部”等术语意味着处理至少一种功能或操作的单位，这可以通过硬件或软件或者硬件及软件的结合来实现。

[0044] 图1是根据本发明的一实施例的利用深层神经网络的心律失常分类系统的概略性的结构图，图2是示出根据心脏的收缩与舒张的心电图信号的波形的图，图3是示出一般的心电图波形的图，图4是示出QRS检测过程的流程的图，图5是示出根据本发明的一实施例而构成的数据集的图，图6是示出根据本发明的一实施例的深层神经网络模型的结构图，图7是示出根据本发明的一实施例的适用隐藏层中使用的S型激活函数时的输出值的图。

[0045] 以往，心律失常的检测及分类通过加工心电图信号(electrocardiogram:ECG)来提取各种特征，并根据其特征对心律失常的种类进行了分类。但是为了提取ECG信号的特征，就需要准确地检测P-QRS-T波的峰，为此就需要高端设备的使用和稳定的测量环境。因此，具有为了数据的加工必须使用各种复杂的算法的问题。并且，ECG信号因个人差异严重，因此检测心律失常时具有准确率下降的问题。即，每个人的正常QRS区间的宽度、P波与T波

的大小及位置不同,并且在严重的情况下,还存在几乎无法区分P波与T波的情况。因此,本发明公开了如后述的没有特征提取过程的情况下,通过利用深层神经网络,将从ECG信号中所检测的P-QRS-T波的峰值作为输入值,对室性期前收缩和房性期前收缩等心律失常进行分类的系统。

[0046] 参照图1,根据本实施例的心律失常分类系统包括:ECG信号接收部100、ECG信号预处理部、峰值检测部300、数据集构造部400及心律失常分类部500。

[0047] ECG信号接收部100接收ECG信号。ECG信号(即心电图信号)是通过心电图来进行测量的,该心电图是将电极(electrode)附着在人体表面,从而能够简单地进行测量的装置。如图2所示,ECG信号作为由构成心脏的心房及心室的规则的收缩和舒张而产生的电波形的集合,大致分为P波、QRS波群、T波,并以其为基准决定一个周期。P波作为由心房的收缩而产生的波形,在两个心房依次收缩时形成,但是当心房舒张时,P波被两个心室收缩时获得的QRS波群稀释,从而不记录在心电图信号中。由Q波、R波、S波组成的QRS波群一般在一个心电图信号周期内显示为相对较大的大小,这是由于心室的肌肉比心房厚,因此在去极化过程中,相比其他波形产生了很大的电势差。另外,T波作为所收缩的心室舒张时而获得的波形,特别是将从QRS波群的终点(end point)过渡到T波的区间的波形称为ST段(ST-segment)。即ST段是作为反映心室舒张过程的一部分,能够成为表现为心绞痛、心肌梗塞或猝死的缺血性心血管疾病(cardiovascular disease)的诊断因素。

[0048] 换句话说,心电图信号是心脏活动过程中出现的电信号,呈现为P波、QRS波和T波的形式,并且是能够确认心脏状态和疾病的重要材料。位于心脏的右心房的窦房结中所产生的电刺激会使右心房和左心房进行去极化,并且通过刺激心室来诱导心肌的收缩。之后通过复极化过程诱导心肌的舒张。因此,心电图是以心脏搏动为电源的以mV为单位的微小生物信号。因此,P波、QRS波、T波内涵心脏活动相关的各种信息,从而在早期诊断上具有决定性的作用。心电图中的波(例如,P波、Q波、R波、S波、T波等)代表心房去极化或心房复极化、心室去极化、心室复极化或通过房室束(His bundle)的传导等心脏的电事件。这样的每个步骤都以分别称为P波、QRS波群和T波的几种形式来进行反映。心电图信号中包含的波的形态如图3所示。P波是代表心房去极化阶段的平滑的曲线,其宽度为0.11秒以下,高度为0.25mV以下。QRS波代表心室去极化阶段,其宽度为0.1秒以下,并且形成为尖锐的波,通常大于P波或T波。T波代表心室的复极化阶段,虽然其宽度和高度不是恒定的,但是比P波更大且更平滑的曲线,并且持续约0.2秒。复极化波也发生在心房中,但是在与QRS波群相同的时间发生,因此被掩藏在大小更大的QRS波群,从而在心电图上看不见。通常,对于健康的成人的情况下,静息心率很规则,大约为每分钟70次到80次。但是,心电图具有如下倾向:当运动时或者兴奋时心跳数急剧上升,并且在睡眠时心跳数减少到50次左右。更具体地,对心电图信号的构成要素的描述如下。

[0049] \*心电图构成要素\*

[0050] 1) P波:正常窦性P波代表心房的正常去极化的状态。心房的去极化开始于窦房结附近,并从右向左穿过心房来进行。P波的第一部分代表右心房的去极化,P波的后面部分代表左心房的去极化。在P波周期中的电冲动从窦房结通过心房传导通路和房室结来进行传递。P波发生在心室舒张期,从基线突然或逐渐上升。P波重新回到基线并与PR段相连,此点为P波的终点,并且其方向在II导联为正极且间期为0.1秒以下。在II导联中P波振幅为

0.5mm至2.5mm,并且正常P波振幅不超过2mm。其形状为平缓且圆形,正常情况下QRS波群具有在每个P波之后紧接着出现的关系。但是,心律失常(如房室阻滞)情况下QRS波群不出现在每个窦性P波之后。最后,PR间期在正常时为0.12秒至0.22秒,异常时为0.12秒以下或者大于0.2秒。异常窦性P波代表心房的去极化受损或具有障碍或者心房状态异常。右心房压力增高、右心房增大和肥大(超负荷)等会产生大而对称的尖锐P波,并且其会被发现在慢性阻塞性肺疾病、哮喘发作,急性肺栓塞和急性肺水肿等疾病中。另外,异常窦性P波也会在窦性心动过速中出现,左心房压力增高、左心房增大和肥大(左心房超负荷)等会产生宽大的顶点为U型的P波。这样的情况会发现在系统性高血压、二尖瓣(mitral valve)或者主动脉瓣疾病、急性心肌梗塞、左心衰竭而导致的肺水肿等。此时的P波,即使通过心房内传导路径的电冲动的进程在左右心房之间发生延迟或受阻也会出现。异常窦性P波的形状与正常P波相同,并且其方向在II导联中是正极。上述P波的间期与正常P波的间期相同或者长于0.1秒,并且其振幅在II导联中正常或者大于2.5mm。

[0051] 2) QRS波群:正常QRS波群代表正常心室去极化状态,去极化开始于房室交界处的室间隔的左侧部分,并通过从左向右跨室间隔的方式进行。QRS波群的开始部分,即Q波代表室间隔的去极化,QRS波群的其余部分代表同时发生的左心室和右心室的去极化。由于左心室大于右心室并且具有更多的心肌,因此QRS波群的大部分代表左心室的去极化。引起正常心室去极化的电冲动发生在窦房结或心房中的异位性搏动或脱离性(이탈성)搏动、房室交界处等心室的上位部分,之后,从左下和右下传导至浦肯野(purkinje)组织。QRS波群在突然或逐渐地偏离基线时开始,其终点也是在基线之上或基线之下变平的点,并且QRS波群由R波、Q波、S波来组成。其说明如下。

[0052] (1) R波:R波是在QRS波中第一个出现的正极波。在R波之后,在基线上方连续的正极波称为R'、R"等。

[0053] (2) Q波:其为在QRS波中第一个出现的负极波,出现在R波之前。

[0054] (3) S波:紧接着R波出现并出现在基线下方的负极波。随后的负极波称为S'、S"等。

[0055] (4) QS波:QRS波群显示为一个大的负极。

[0056] QRS波群的间期在成人中为0.06秒至0.1秒,在儿童中为0.08秒左右,并且其是从Q波或R波的始点向连至基线的终点进行测量的。从QRS波群的始点到R波的顶点的时间称为心室激动时间(ventricular activation time),其代表室间隔的去极化和从心内膜到心外膜的心室去极化,且时间不超过0.05秒。另外R波或S波的振幅在II导联中以各种方式出现,并且其振幅可以为1mm~2mm至15mm以上,正常Q波是R波的振幅的25%以下。异常QRS波群代表心室的异常去极化,其的始与末与正常QRS波群相同,间期长于0.1秒。由心室肌或浦肯野组织发出的异位搏动而形成的QRS波群,其间期一直为0.16秒以上,并且从左右角心脏起搏所发出的QRS波群的间期可能比0.1秒稍微长或者正常。方向主要为正极为或负极,或者显示为双向,并且振幅从1mm~2mm到20mm不等。QRS波群形状非常多样,并且其代表性的形状是比正常形状宽且不规则的形状以及宽且有切痕的形状等。

[0057] 3) T波:T波代表心室的正常复极化,其开始于心室的心外膜表面,通过心室壁向心外膜而进行。T波在ST段中具有显示为突然或渐进的曲线的形状,并且如果没有ST段,则开始于QRS波群的终点。如果T波返回基线的地点为T波的终点,如果没有ST段,那么将T波称为ST-T波。II导联中T波的方向是正极,其间期为0.1秒至0.25秒或者更长。上述T波的振幅为

5mm以下,其形状具有尖锐或不锋利的形状。异常T波意味着心室的异常复极化,并且异常复极化可以开始于心室的心内膜或心外膜。此时,T波在II导联中显示为异常高的正极,而当心室复极化开始于心室内膜并通过心室壁向心外膜进行时在II导联中显示为负极。异常心室复极化的原因包括心肌缺血、急性心肌梗塞、心肌炎、心内膜炎、心室肥大、电解质紊乱(血清钾过多)、服用心脏病药物等以及心室的异常去极化(束支传导阻滞、室性心律失常)等。这些异常T波的始与末与正常T波相同,并且方向为正极的同时可以异常高或者异常低。另外,异常T波的方向可以与QRS波群的方向相反。即,紧接着异常QRS波群而出现的T波大部分都以相反的方向出现,并且形成异常宽大和深的负极。振幅具有多样性,并且其间期为0.1秒至0.25秒或其以上,由于形状各异,从而具有圆形或尖锐或宽等不规则特性的同时也可以具有切痕。

[0058] ECG信号预处理部对接收的ECG信号进行预处理,使得能够适用于深层神经网络算法。此时,ECG信号预处理部使用带通滤波器对上述ECG信号执行滤波来消除噪音,从而对ECG信号进行预处理。即,ECG信号中可能包含诸如肌肉噪音、电源噪音、基线抖动等噪音,因此可以通过带通滤波器来减少5Hz至11Hz。此时的带通滤波器可以是低通滤波器(Low Pass Filtering)、高通滤波器(High Pass Filter)等。一方面,通过使用带通滤波器对ECG信号执行滤波的方式是常规技术,因此省略其详细的说明。

[0059] 峰值检测部300在由ECG信号处理部200预处理的ECG信号中,对P-QRS-T波的峰值进行检测。更详细地,峰值检测部300将Pan-Tompkins QRS检测算法适用于预处理的ECG信号,从而检测P波、Q波、R波、S波、T波中的峰值。Pan-Tompkins QRS检测算法作为代表性的QRS检测算法,大致分为预处理过程和利用适应性(Adaptive)双重阈值(Threshold)的QRS检测过程。算法检测过程如图4所示,并且其为常规技术,因此,省略上述过程的详细说明。

[0060] 数据集构造部400通过将检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件,从而构造数据集。数据集构造部400可以通过整合标签数据和Q、R、S峰值数据(包含P-QRS-T波的峰值)来构造一个CSV文件。此时,标签数据的形式构成为独热编码(one-hot encoding)形式。独热编码是表达神经网络模型的分类型变量(categorical dependent variable)的编码之一。例如,独热编码方法为如下的方法:假设具有三个类别的因变量 $y$ 为分类变量,并且当 $y_1$ 值表示具有第一类别的观测值、 $y_2$ 表示具有第二类别的观测值、 $y_3$ 表示具有第三类别的观测值时,不以 $y_1=1$ 、 $y_2=2$ 、 $y_3=3$ 的一维方式进行标记,而是通过三维的向量以 $y_1=[1,0,0]$ 、 $y_2=[0,1,0]$ 、 $y_3=[0,0,1]$ 来进行标记。一方面,所构成的数据集如图5所示。参照图5,可以确认从左依次构成为P峰值、R峰值、Q峰值、S峰值、T峰值、标签数据(Label\_data)  $[[ ], [ ], [ ]]$ 。根据本实施例,由于通过独热编码的形式构成了标签数据,因此在正常波形的情况下, $y=[1],[0],[0]$ ,在房性期前收缩波形的情况下 $y=[0],[1],[0]$ ,并且在室性期前收缩的情况下 $y=[0],[0],[1]$ 。如果如此使用独热编码,使一个因变量观测值具备类别总数的维数,那么为了求出代价函数,通过神经网络模型的最终输出值向量也必须成为与类别数同样多的维数。如上示例所述,当存在两个以上类别时,将归一化指数(softmax)激活函数用于分类因变量的输出值向量。

[0061] 心律失常分类部500通过将包含输入层、隐藏层、输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值及数据集来对心律失常进行分类。深层神经网络是包含输入层(input layer)和输出层(output layer)之间的多层的隐藏层(hidden layer)的人工神经网络

(ANN:Artificial Neural Network)。由于深层神经网络包含有多层的隐藏层,因此可以学习各种非线性关系。深层神经网络根据算法具有以无监督学习(unsupervised learning)方法为基础的深层信念网络(DBN:Deep Belief Network)、深层自动编码器(deep autoencoder)、用于处理图像之类的二维数据的卷积神经网络(CNN:Convolutional Neural Network)、用于处理时间序列数据的循环神经网络(RNN:Recurrent Neural Network)等。根据本实施例的深层神经网络如图6所示。参照图6,根据本实施例深层神经网络中,输入节点由三个层构成,隐藏节点由每层五十个的五个层构成,并且输出节点由2个层构成。隐藏层中将S型函数(Sigmoid函数)作为激活函数来使用,并且,输出层中将归一化指数函数(Softmax函数)作为激活函数来使用。根据现有技术,在用于分类及检测心律失常的心电图信号中提取特征,并通过特征对心律失常进行了判断。在如室性期前收缩的心律失常的情况下,也可通过RR间期特征轻松确认。但是,当提取特征时,需要消耗时间,并且如果没有正确地提取上述特征,则用户必须亲自处理,从而效率会下降。因此,本发明中利用深层神经网络,在没有特征提取过程的情况下利用R-QRS-T峰值来对心律失常进行分类。

[0062] 首先,心律失常分类部500通过小批量(Mini batch)技术来确定数据。小批量是当使用最优化方法(如梯度下降法)时,通过放入几个数据求出损失函数值,并确定是否要更新参数(parameter)的批量技术中的一个,将数据分为几个子集(subset)的方式计算损失函数值的模型学习方法。用于小批量的超参数由能够呈现有效性能的值来设置,并且在本发明中将小批量大小设置为512,将重复次数设置为10000次。在1个epoch中通过随机选择学习数据集中的512个用作输入值。其中1个epoch意味着重复一次。输入层中,将从心电图检测的P峰、Q峰、R峰、S峰、T峰值作为输入值来使用,并且每个输入节点与下一个隐藏节点50个进行完整的连接。隐藏层可以大致分为仿射(Affine)层和Sigmoid层。在上述仿射层中,通过输入值和权重值(weight)、偏差值(bias)来执行 $y = x \times \text{权重值} + \text{偏差值}$ 的运算,并且将结果值作为输入值使用到S型函数,从而生成输出值。此时,x为输入值。到此就是隐藏层一个的运行方式。参照图7,通过用作隐藏节点中的激活函数的S型函数形态,输入值为越小的负数值时,输出接近于零的输出值,而上述输入值为越大的正数时,输出越接近1输出值。这样的过程会进行五次,并通过最终获得的输出值作为输入值来用于归一化指数函数(softmax函数),从而利用概率值来获取输出值。归一化指数函数的特征是结果的总和为1。即,因为可以将结果视为概率,所以将出现为最高的值判断为分类项目。通过比较归一化指数函数而获得的结果值和独热编码形式存储的标签数据来计算准确度。在学习过程中,基于误差反向传播算法,通过从归一化指数函数所得的输出值和标签数据值的误差来更新参数。误差反向传播算法(也称为反向传播算法)是从靠近输出层的一层使用链式法则(chain rule),从而求出参数(parameter)的偏微分值的模型学习方法。由于误差反向传播算法是常规技术,因此,省略对其的详细的说明。另外,其中所说的参数意味着权重值和偏差值。由于学习过程进行的次数为超参数的次数,因此,在提出的系统中会进行10000次。

[0063] 图8是根据本发明的一实施例的利用深层神经网络的心律失常分类方法的概略性的流程图。

[0064] 参照图8,首先利用深层神经网络的心律失常分类系统接收ECG信号(S810)。心电图信号(ECG信号)是通过心电图来进行测量的,该心电图是将电极附着在人体表面,从而能够简单地进行测量的装置。

[0065] 其次,对接收的ECG信号进行预处理,使得适用于深层神经网络算法(S820)。此时,根据本发明的心律失常分类系统通过使用带通滤波器对ECG信号执行滤波的方式消除噪音,从而对ECG信号进行预处理。

[0066] 接着,在预处理的ECG信号中,对P-QRS-T波的峰值进行检测(S830)。此时,根据本发明的心律失常分类系统将Pan-Tompkins QRS检测算法适用于预处理的ECG信号,从而检测P波、Q波、R波、S波、T波中的峰值。

[0067] 接着,通过将上述检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件,从而构造数据集(S840)。此时,根据本发明的心律失常分类系统通过整合标签数据和Q、R、S峰值数据(包含P-QRS-T波的峰值)来构造一个CSV文件。另外,标签数据的形式构成为独热编码(one-hot encoding)形式。

[0068] 接着,通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类(S850)。

[0069] 根据本发明的实施例的方法可以通过应用程序来实现或可以通过能够由各种计算机构成要素执行的程序指令的形式来实现,从而被记录在计算机可读记录介质。上述计算机可读记录介质可以通过单独或组合的形式包含程序指令、数据文件、数据结构等。记录在上述计算机可读的记录介质中的程序指令可以是为本发明专门设计和构成的程序指令,也可以是计算机软件领域技术人员公知的、可使用的程序指令。计算机可读的记录介质的示例包括诸如硬盘、软盘和磁带之类的磁性介质;诸如CD-ROM和DVD之类的光学记录介质;以及诸如软磁光盘(floptical disk)之类的磁光介质(magneto-optical media);及诸如ROM、RAM、闪存等以能够存储和执行程序指令的特殊方式构成的硬件装置。程序指令的示例不仅包括诸如由编译器生成的机器语言代码,还可包括使用解释器等而可通过计算机执行的高级代码。上述硬件可以构成为作为一个以上软件模块进行操作,以执行根据本发明的处理,反之亦然。

[0070] 尽管本说明书包括许多特征,但是这样的特征不应被解释为限制本发明或权利要求的范围。另外,本说明书的个别实施例中描述的特征可以在单个实施例中结合并实现。相反,本说明书的单个实施例中描述的各种特征可以在个别的各种实施例中实现或者适当结合而实现。

[0071] 虽然图中的操作通过特定的顺序进行了说明,但是,这些操作不应理解为通过如图中所示的特定的顺序来执行或者以一系列连续的顺序或为了获得期望的结果执行所有被描述的操作。在特定环境中多任务处理和并行处理可能是有利的。同时,应该理解为对于上述实施例中的各种系统构成要素的划分,并不是在所有实施例中都需要这种划分。上述应用程序构成要素和系统通常可以封装在单个软件产品或者多个软件产品中。

[0072] 本发明所属领域技术人员可以在不脱离本发明的技术构思的范围内对以上所描述的本发明进行各种替换、变形及变更,因此本发明不局限于前述的实施例和附图。

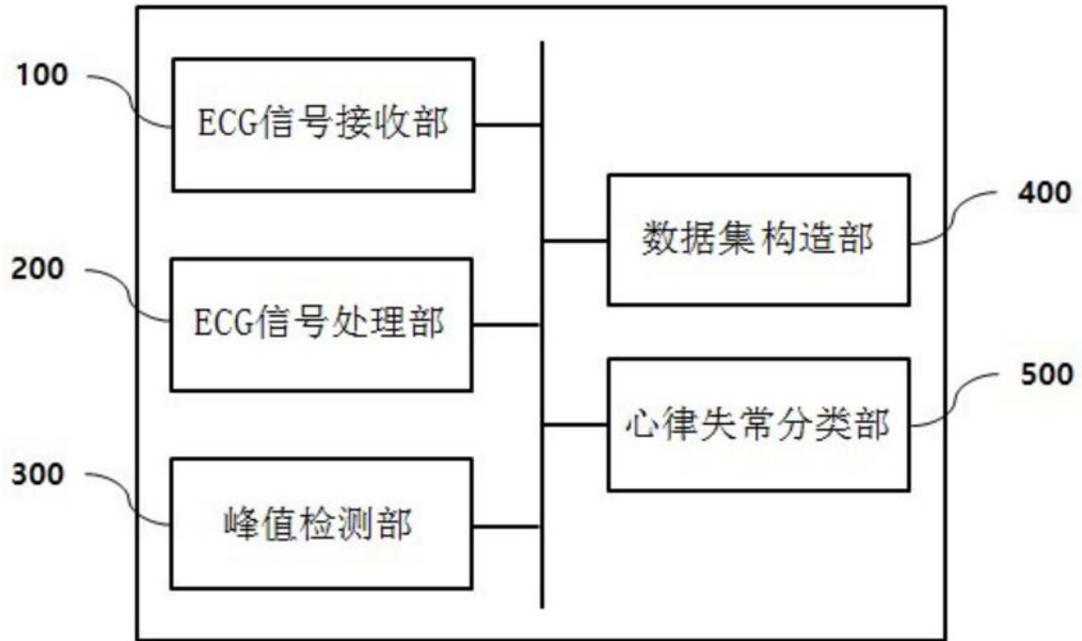


图1

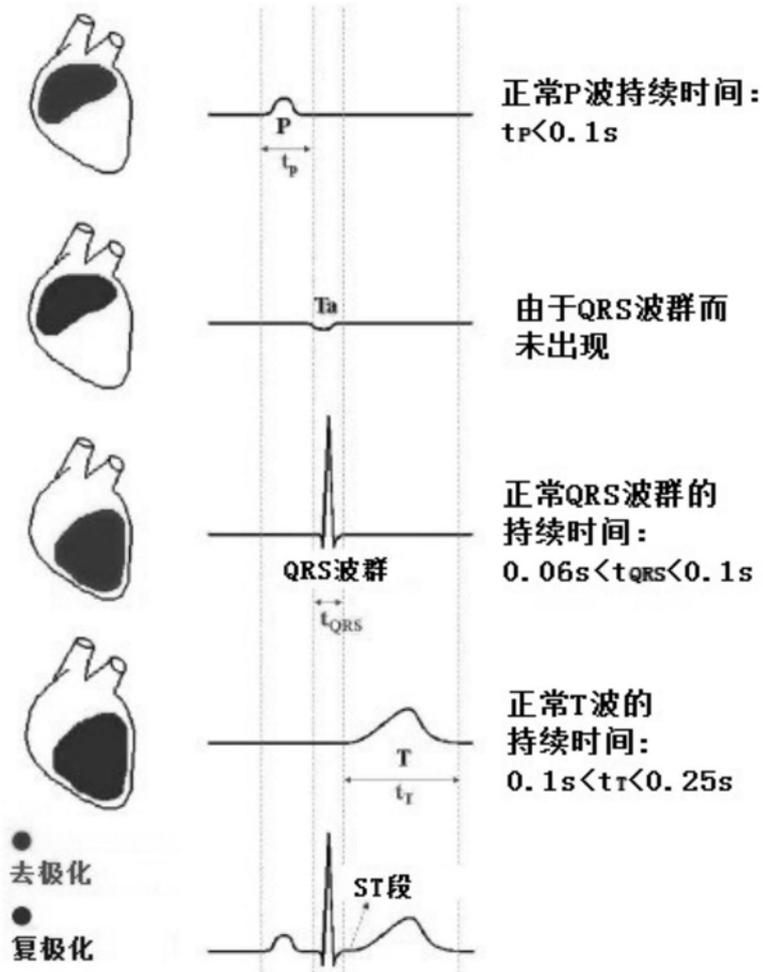


图2

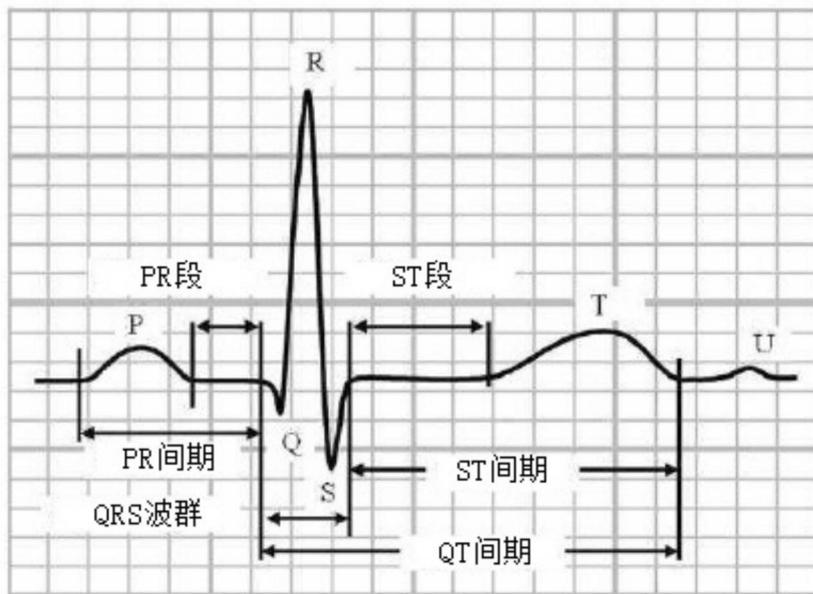


图3



图4

```

# P_峰值,# r_峰值,# q_峰值,# s_峰值,# t_峰值,# 正常,#PVC,#APC
0.312218612,0.824464612,0.000340838,-0.121641381,0.143340612,0,1,0
0.084617642,0.596863642,-0.068088211,-0.075526151,-0.084260358,1,0,0
0.092055582,0.604301582,-0.053212331,-0.066600623,-0.076822418,1,0,0
0.074204525,0.586450525,-0.069575799,-0.096352384,-0.094673475,1,0,0
0.090667994,0.602813994,-0.07701374,-0.103790324,-0.078310006,1,0,0
0.102468898,0.614714898,-0.056187507,-0.07701374,-0.066408302,1,0,0
0.322631728,0.834877728,-0.026435746,-0.136004849,0.153753728,0,1,0
0.144121163,0.656367163,-0.035361274,-0.041311627,-0.024756837,1,0,0
0.127757695,0.640003695,-0.033873686,-0.062137859,-0.041120305,1,0,0
0.126270107,0.638516107,-0.044286808,-0.082964032,-0.042607893,1,0,0
0.098005934,0.610251934,-0.066800623,-0.100815148,-0.070872066,1,0,0
0.111394226,0.623640226,-0.045774391,-0.062137859,-0.057483774,1,0,0
0.325606904,0.837852904,-0.01602263,-0.135029673,0.156728904,0,1,0
0.151559108,0.663805108,-0.029410922,-0.045774391,-0.017318897,1,0,0
0.135195635,0.647441635,-0.038336451,-0.053212331,-0.033682365,1,0,0
0.111994226,0.623640226,-0.050237155,-0.071063387,-0.057483774,1,0,0
0.145608751,0.657854751,-0.042799215,-0.066600623,-0.023269249,1,0,0
0.121807343,0.634053343,-0.047261979,-0.079988916,-0.047070657,1,0,0
0.10098111,0.61322711,-0.051724743,-0.088914444,-0.06789689,1,0,0
0.129245283,0.641491283,-0.041311627,-0.062137859,-0.039632717,1,0,0
    
```

图5

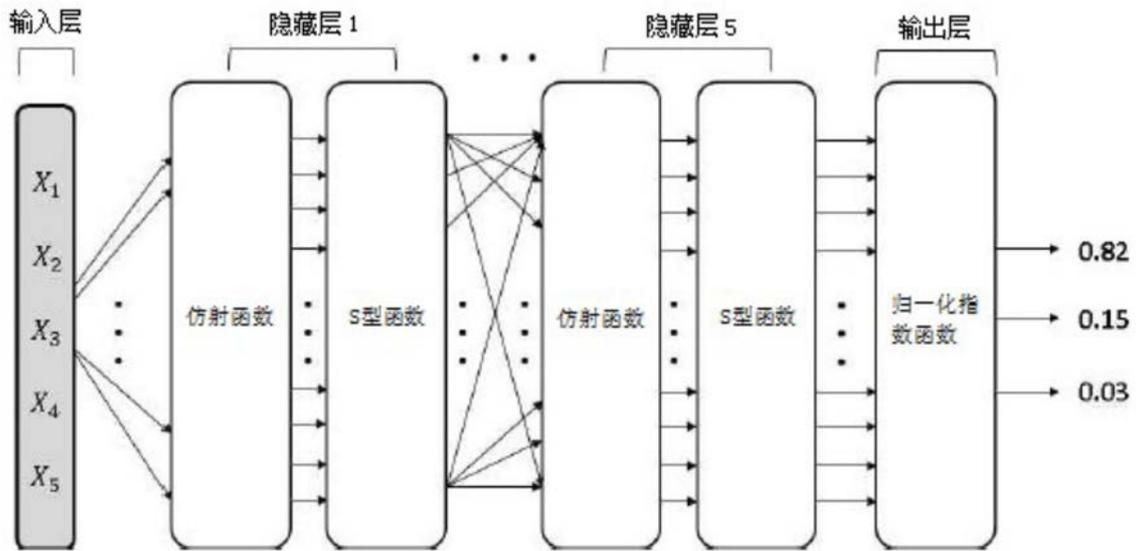


图6

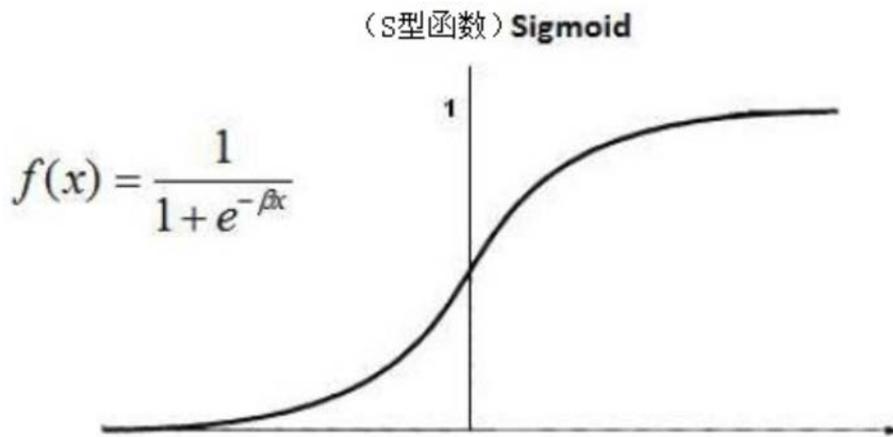


图7

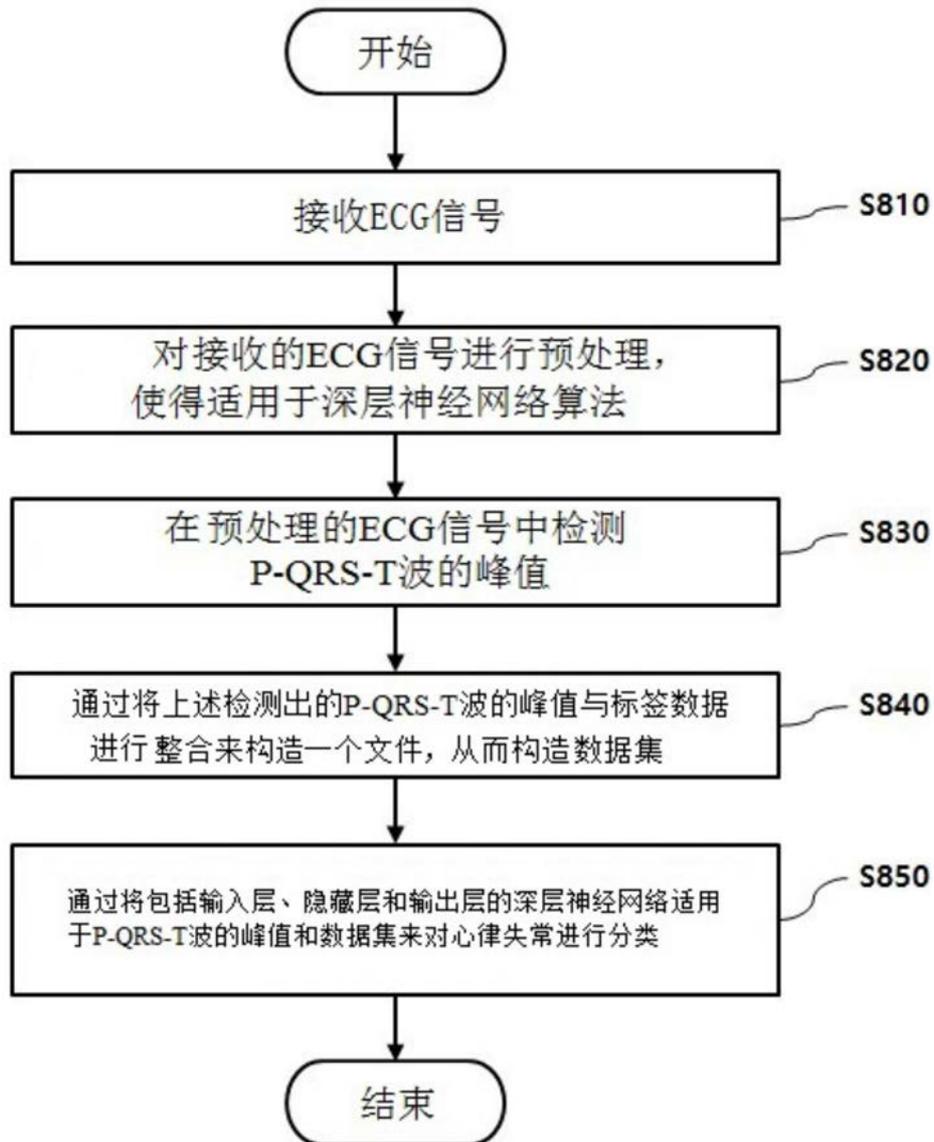


图8

专利名称(译)	心律失常分类系统和方法及执行该方法的记录介质		
公开(公告)号	<a href="#">CN111281371A</a>	公开(公告)日	2020-06-16
申请号	CN201911218815.6	申请日	2019-12-03
申请(专利权)人(译)	顺天乡大学校产学协力团		
当前申请(专利权)人(译)	顺天乡大学校产学协力团		
发明人	李和玫 全银广		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/0464 A61B5/00		
代理人(译)	吕琳		
优先权	1020180158212 2018-12-10 KR		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种利用深层神经网络的心律失常分类系统及方法。根据本发明的一方面的利用深层神经网络的心律失常分类方法包括：接收ECG信号的步骤；对上述所接收的ECG信号进行预处理，使得适用于深层神经网络算法的步骤；在上述预处理的ECG信号中检测P-QRS-T波的峰值的步骤；通过将上述检测出的P-QRS-T波的峰值与标签数据进行整合来构造一个文件，从而构造数据集的步骤；通过将包括输入层、隐藏层和输出层的深层神经网络适用于P-QRS-T波的峰值和数据集来对心律失常进行分类的步骤。

