



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110584649 A

(43)申请公布日 2019. 12. 20

(21)申请号 201910849077.9

(22)申请日 2019.09.09

(71)申请人 武汉大学

地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山
武汉大学

(72)发明人 刘娟 刘思璇 冯晶 李宇翔

(74)专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 42222

代理人 罗飞

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

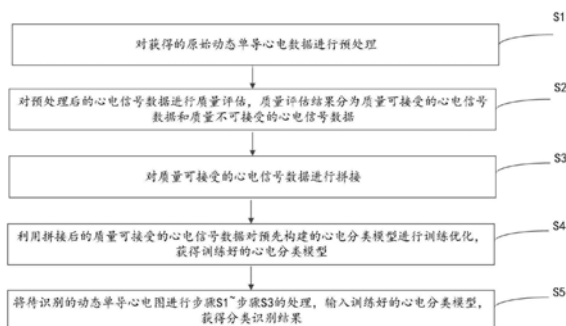
权利要求书2页 说明书10页 附图4页

(54)发明名称

一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统,首先对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;然后对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;接着对质量可接受的心电信号数据进行拼接;接下来利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;最后将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及数据拼接的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。本发明的方法可以大大提高识别和分类的准确性。



1. 一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法,其特征在于,包括:
步骤S1:对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;
步骤S2:对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;
步骤S3:对质量可接受的心电信号数据进行拼接;
步骤S4:利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;
步骤S5:将待识别的动态单导心电图进行步骤S1~步骤S3的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。
2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S1具体包括:
步骤S1.1:对原始动态单导心电数据进行去噪处理;
步骤S1.2:对去噪后的数据进行标准化处理;
步骤S1.3:对标准化后处理后的心电数据进行滑窗分段。
3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S1.1具体包括:
步骤S1.1.1:采用小波滤波法对心电信号进行小波分解,获得小波系数和尺度系数;
步骤S1.1.2:对小波分解的小波系数利用阈值进行量化,其中,阈值采用极大极小阈值;
步骤S1.1.3:利用阈值对量化后的小波系数进行更新,得到更新后的小波系数,并利用更新后的小波系数和分解得到的尺度系数重构一维信号。
4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S2具体包括:
采用预先构建的质量评估模型对预处理后的心电信号数据进行质量评估。
5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S3具体包括:
步骤S3.1:将质量可接受的心电信号数据分为不同的样本: $Sig = \{Sig1, Sig2, \dots, SigM\}$,其中, Sig 表示质量可接受的心电信号数据, $Sig1 \sim SigM$ 表示心电数据样本;
步骤S3.2:将对不同的样本按照预设数量进行拼接。
6. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S4中预先构建的心电分类模型包括卷积部分、双向LSTM和注意力模型。
7. 一种动态单导心电图中异常心电信号识别系统,其特征在于,所述系统包括:
预处理模块,用于对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;
质量评估模块,用于对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;
数据拼接模块,用于对质量可接受的心电信号数据进行拼接;
训练优化模块,用于利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;
分类识别模块,用于将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及拼接后,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。
8. 如权利要求7所述的系统,其特征在于,所述系统还包括心电信号图像显示模块,用于将心电信号数据进行可视化显示。
9. 如权利要求7所述的系统,其特征在于,所述系统还包括报告生成模块,用于根据分

类识别结果生成动态报告并进行存档。

10. 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至6中任一项权利要求所述的方法。

一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及信号处理技术领域,具体涉及一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统。

背景技术

[0002] 心电信号是一种低频、微弱的生物电信号,可以客观地反映心脏的工作状态,其蕴涵着心脏的生理、病理信息对心脏疾病的诊断具有重要的参考价值。

[0003] 现有技术中,传统的心电信号分类方法通常是需要先手工提取波形、节律等特征,然后再设计分类器并对数据进行训练,最终再做出判断。

[0004] 本申请发明人在实施本发明的过程中,发现现有技术的方法,至少存在如下技术问题:

[0005] 现有方法往往需要设计者有较强的心电方面的医学知识,而且最终的分类结果特别依赖手工特征的好坏,所以在泛化性能上存在不足。并且,由于动态心电数据的采集方式,实际上所获得的这些心电数据通常是含有大段噪声且非常不稳定的,如果直接对这些数据进行分类那么必然会出现很多误差从而导致误判,如果直接舍弃掉这些含有噪音的数据那么必然会丢弃掉大量的数据,其中一定含有很多有效信息,进而也会导致结果不准确。

[0006] 由此可知,现有技术中的方法存在分类结果不准确的技术问题。

发明内容

[0007] 有鉴于此,本发明提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统,用以解决或者至少部分解决现有技术中的方法存在的分类结果不准确的技术问题。

[0008] 为了解决上述技术问题,本发明第一方面提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法,包括:

[0009] 步骤S1:对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;

[0010] 步骤S2:对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;

[0011] 步骤S3:对质量可接受的心电信号数据进行拼接;

[0012] 步骤S4:利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;

[0013] 步骤S5:将待识别的动态单导心电图进行步骤S1~步骤S3的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0014] 在一种实施方式中,步骤S1具体包括:

[0015] 步骤S1.1:对原始动态单导心电数据进行去噪处理;

[0016] 步骤S1.2:对去噪后的数据进行标准化处理;

[0017] 步骤S1.3:对标准化后处理后的心电数据进行滑窗分段。

[0018] 在一种实施方式中,步骤S1.1具体包括:

[0019] 步骤S1.1.1:采用小波滤波法对心电信号进行小波分解,获得小波系数和尺度系数;

[0020] 步骤S1.1.2:对小波分解的小波系数利用阈值进行量化,其中,阈值采用极大极小阈值;

[0021] 步骤S1.1.3:利用阈值对量化后的小波系数进行更新,得到更新后的小波系数,并利用更新后的小波系数和分解得到的尺度系数重构一维信号。

[0022] 在一种实施方式中,步骤S2具体包括:

[0023] 采用预先构建的质量评估模型对预处理后的心电信号数据进行质量评估。

[0024] 在一种实施方式中,步骤S3具体包括:

[0025] 步骤S3.1:将质量可接受的心电信号数据分为不同的样本: $Sig = \{Sig1, Sig2, \dots, SigM\}$,其中, Sig 表示质量可接受的心电信号数据, $Sig1 \sim SigM$ 表示心电数据样本;

[0026] 步骤S3.2:将对不同的样本按照预设数量进行拼接。

[0027] 在一种实施方式中,步骤S4中预先构建的心电分类模型包括卷积部分、双向LSTM和注意力模型。

[0028] 基于同样的发明构思,本发明第二方面提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别系统,所述系统包括:

[0029] 预处理模块,用于对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;

[0030] 质量评估模块,用于对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;

[0031] 数据拼接模块,用于对质量可接受的心电信号数据进行拼接;

[0032] 训练优化模块,用于利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;

[0033] 分类识别模块,用于将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及拼接后,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0034] 在一种实施方式中,所述系统还包括心电信号图像显示模块,用于将心电信号数据进行可视化显示。

[0035] 在一种实施方式中,所述系统还包括报告生成模块,用于根据分类识别结果生成动态报告并进行存档。

[0036] 基于同样的发明构思,本发明第三方面提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现第一方面所述的方法。

[0037] 本申请实施例中的上述一个或多个技术方案,至少具有如下一种或多种技术效果:

[0038] 本发明提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法,首先对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;然后对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;接着对质量可接受的心电信号数据进行拼接;接下来利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;最后将待识别的动态单导心电

图进行预处理、质量评估以及数据拼接的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0039] 由于本发明提供的方法,本发明对获得的动态单导心电数据进行了预处理和质量评估,在尽可能保留有效样本的情况下去除了质量较差的数据段落,提高了数据的利用率,保证了分类结果的正确性,并且,对质量可接受的心电信号数据进行了拼接操作,解决了动态单导心电数据在连续时间段内质量参差不齐的问题,尽可能的利用了所有有效短样本,从而可以进一步提高用于训练心电分类模型数据的准确性,故而可以提高分类识别到准确性。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0041] 图1为本发明提供的一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法的流程示意图;

[0042] 图2为本发明提供的异常心电信号识别方法整体框架图;

[0043] 图3为本发明一种具体实施方式中小波去噪流程示意图;

[0044] 图4为本发明一种具体实施方式中质量评估模型的结构示意图;

[0045] 图5为本发明一种具体实施方式中心电分类模型的结构示意图;

[0046] 图6为本发明动态单导心电图中异常心电信号识别系统的模块示意图;

[0047] 图7为本发明提供的计算机设备的模块示意图。

具体实施方式

[0048] 本发明的目的在于针对现有技术中的方法存在分类结果不准确的技术问题,提出了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统。

[0049] 为达到上述目的,本发明的主要构思如下:

[0050] 首先对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;然后对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;接着对质量可接受的心电信号数据进行拼接;接下来利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;最后将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及数据拼接的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0051] 本发明采用的是一种基于质量分析和数据拼接的动态单导心电图中异常心电信号识别方法,可以实现对动态单导心电数据的分类处理,不需要对输入样本进行尺寸统一,在保留更多精确信息的前提下去除了含有大量干扰噪声的样本段落,进而提高了分类识别的准确率。

[0052] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是

本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0053] 实施例一

[0054] 本实施例提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别方法,请参见图1,该方法包括:

[0055] 步骤S1:对获得的原始动态单导心电数据进行预处理。

[0056] 具体来说,由于获得的原始动态单导心电数据中包含噪声,因此需要对其进行预处理。

[0057] 在一种实施方式中,步骤S1具体包括:

[0058] 步骤S1.1:对原始动态单导心电数据进行去噪处理;

[0059] 步骤S1.2:对去噪后的数据进行标准化处理;

[0060] 步骤S1.3:对标准化后处理后的的心电数据进行滑窗分段。

[0061] 具体来说,预处理包括去噪、标准化和滑窗分段等操作。在具体实施过程中,可以利用小波去噪去除心电数据中的基线漂移、工频干扰、运动伪差等噪声;利用最大最小值对信号进行标准化处理,使心电数据分布在 $[-1, 1]$ 区间内,从而使得心电分类模型训练时更容易收敛;再对标准化的数据进行滑窗分段,每10秒截取一次作为一个样本。

[0062] 具体地,步骤S1.1具体包括:

[0063] 步骤S1.1.1:采用小波滤波法对心电信号进行小波分解,获得小波系数和尺度系数;

[0064] 步骤S1.1.2:对小波分解的小波系数利用阈值进行量化,其中,阈值采用极大极小阈值;

[0065] 步骤S1.1.3:利用阈值对量化后的小波系数进行更新,得到更新后的小波系数,并利用更新后的小波系数和分解得到的尺度系数重构一维信号。

[0066] 具体来说,采用小波滤波方法对信号进行去噪处理和基线漂移移除,同时可以保留更多的局部特征。正常心电信号的频率范围在0.01Hz-100Hz之间,而90%的ECG频谱能量又集中在0.25Hz-35Hz之间,利用小波对含噪的原始信号进行分解后,含噪部分主要集中在高频小波系数中,并且,包含有用信号的小波系数幅值较大但数目少,而噪声对应的小波系数幅值小,数目较多。因此采用门限阈值法对小波系数进行处理,即对较小的小波系数置为0,较大的保留,然后对信号进行重构即可达到消除噪声的目的。

[0067] 在具体的实施过程中,请参见图3,为小波去噪流程示意图。

[0068] 其中,步骤S1.1.1可以采用coif3小波对心电信号进行8级小波分解,其中,cd1为第1尺度上的小波系数,ca1为第1尺度上的尺度系数,采用多尺度的多分辨分析函数,对cd1进行分解可得到第2尺度上的小波系数cd2和尺度系数ca2,依次类推可以得到cd1-cd8和第8尺度上的尺度系数ca8。

[0069] 步骤S1.1.2中,对于小波分解的小波系数阈值量化,该处的阈值函数选择软阈值,即当小波系数的绝对值大于等于给定的阈值时,令其值为减去阈值,而当小波系数的绝对值小于给定的阈值时,令其为0,具体公式为:

$$[0070] \quad w_{\lambda} = \begin{cases} [\text{sign}(w)](|w| - \lambda), & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases}$$

[0071] 其中 w 为小波系数, w_λ 为阈值后的小波系数, λ 为阈值。

[0072] 阈值 λ 的选择采用极大极小阈值法,它的原理是令估计的最大风险最小化,其阈值的选取公式如下:

$$[0073] \quad \lambda = \begin{cases} \sigma \left[0.3936 + 0.1829 \left(\frac{\ln N}{\ln 2} \right) \right], & N > 32 \\ 0, & N \leq 32 \end{cases}$$

[0074] 其中, N 为分解的层数。

[0075] 步骤S1.1.3中,首先通过步骤S1.1.2可以得到具体阈值 λ ,然后将阈值 λ 代入步骤S1.1.1中的公式对各个尺度上的小波系数 w 进行更新,利用更新后的小波系数 $cd1$ - $cd8$ 和原本分解得到的 $ca1$ - $ca8$,通过公式 $ca7 = cd8 + ca8$, $ca6 = cd7 + ca7 \cdots \cdots$ 来逐层重构一维信号。

[0076] 需要说明的是,对 $cd1$ 进行分解得到 $cd2$ 和 $ca2$, $cd2$ 是第2尺度上的小波系数(即通过高通滤波器后得到的高频分解系数), $ca2$ 是第2尺度上的尺度系数(即通过低频滤波器后得到的低频分解系数),要得到下一个尺度上的高频、低频系数需要对上一个尺度的高频系数进行分解。进行信号重构时,需要逐层向上重构,利用之前分解得到的尺度系数和通过步骤1.2得到的更新后的小波系数进行重构,即 $ca7 = cd8 + ca8$, $ca6 = cd7 + ca7 \cdots \cdots$,一维小波重构(单尺度,即第一尺度上)是对高频系数进行分解,而(多尺度)多分辨分析函数是对各个分解尺度下的低频系数进行分解。所以对于多尺度多分辨分析函数是利用 $cd1$ - $cd8$ 和 $ca8$ 来进行重构。

[0077] 在本发明的另一些优选实施例中,步骤S1.2中采用的标准化公式如下:

$$[0078] \quad X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

[0079] 其中 X_{norm} 为标准化后的心电数据, X 为原始数据, X_{max} 为原始数据中的最大值, X_{min} 为原始数据中的最小值。通过标准化处理将原始心电信号标准化到 $[-1, 1]$ 区间内,从而有利于神经网络(心电分类模型)的训练同时加快网络的收敛速度。

[0080] 在本发明的优选实施例中,步骤S1.3对标准化后的心电数据进行滑窗分段,具体操作如下:

[0081] 每条记录的总长度为 L ,分割窗口的长度为 W ,窗口移动的步长为 S ,则每条记录分割出的样本总数为:

$$[0082] \quad Num = \frac{L - W}{S} + 1$$

[0083] 当原数据长度大于10秒时,由于数据频率为300Hz,每条样本长度为10秒,即该处的 $W = 3000$,滑动步长根据样本长度决定;当原数据长度小于10秒时对数据进行重复拼接,并剪裁掉大于10秒的部分。

[0084] 步骤S2:对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据。

[0085] 具体来说,为了更为准确地得到有效的心电信号数据,本发明还对心电信号数据进行质量评估,从而筛选出质量较好的心电信号数据。具体可以通过构建卷积神经网络模型来实现质量评估。

[0086] 在一种实施方式中,步骤S2具体包括:

[0087] 采用预先构建的质量评估模型对预处理后的心电信号数据进行质量评估。

[0088] 具体来说,图4为根据本发明的一种实施例的质量评估模型的具体结构示意图,通过构建质量评估模型对分段数据进行质量评估。其中,训练质量评估模型的数据是来自PhysioNet/CinC Challenge 2011挑战赛(PICC),比赛内容为评估心电图信号质量,即标签分为质量可接受和不可接受二分类,以获得质量可接受的心电图数据。其中训练集包括1000条记录,测试集包括500条记录,采样频率为500Hz,数据时长为10秒,是标准的12导联心电数据。此处通过降采样处理成与分类模型中频率相等的300Hz,并将每条导联作为单独的一条数据,最后得到12000条训练数据,6000条测试数据,且训练集和测试集的正负样本分布基本相同,即均匀分布,正负样本比接近1:1,将处理好后的样本送入模型中进行训练。

[0089] 步骤S3:对质量可接受的心电信号数据进行拼接。

[0090] 具体来说,可以按照经验或者预设规则对数据进行拼接,例如将预设数量的样本拼接在一起,即构成一个新的样本数据。

[0091] 在一种实施方式中,步骤S3具体包括:

[0092] 步骤S3.1:将质量可接受的心电信号数据分为不同的样本: $Sig = \{Sig1, Sig2, \dots, SigM\}$,其中,Sig表示质量可接受的心电信号数据, $Sig1 \sim SigM$ 表示心电数据样本;

[0093] 步骤S3.2:将对不同的样本按照预设数量进行拼接。

[0094] 具体来说,预设数量可以根据实际情况进行设置,例如设置为3个、4个等等。举例来说,可以将其中的Sig1,Sig2,Sig3横向拼接成样本S1,将样本Sig4,Sig5,Sig6拼接成样本S2,以此类推。当最后剩余样本不足3个时舍弃,最终得到N个样本长度为30秒,样本维度为 1×9000 的心电样本 $S = \{S1, S2, \dots, SN\}$ 。

[0095] 步骤S4:利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型。

[0096] 具体来说,拼接后的质量可接受的心电信号数据作为训练数据,用来训练心电分类模型,包括卷积层每层滤波器的大小和个数、学习率的衰减计划、优化器的选择等。

[0097] 其中,步骤S4中预先构建的心电分类模型包括卷积部分、双向LSTM和注意力模型。

[0098] 具体来说,图5为心电分类模型具体结构示意图。模型的构建主要分为三个部分,第一个部分为卷积部分,主要包括卷积层(Conv Layer)、BN层(Batch Normalization)、LeakyReLU、Dropout层、池化层,五个相同结构的卷积部分顺序连接。第二个部分为双向LSTM,心电信号属于时序数据,使用循环神经网络能够更好的结合上下文中的信息。第三个部分为attention模型,即注意力模型,能够更加关注心电信号中的细节部分和其中一些重要的信息。

[0099] 传统模型中一般使用ReLU作为激活函数,具体公式如下:

$$[0100] \quad \text{ReLU}(x) \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases}$$

[0101] 使用ReLU作为激活函数在训练过程中会导致神经元死亡的问题,当负梯度在经过该ReLU单元时被置为0,且在之后也不被任何数据激活,即流经该神经元的梯度永远为0,不对任何数据产生相应,因此本发明采用了ReLU的变种LeakyReLU,具体公式如下:

$$[0102] \quad \text{LeakyReLU}(x) \begin{cases} ax, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases}$$

[0103] 此处的a为一个很小的正常数,这样既实现了单侧抑制,又保留了部分负梯度信息以致不完全丢失。

[0104] LSTM是用于解决RNN长期依赖问题所产生的RNN的扩展,第t步的更新计算公式为:

$$[0105] \quad i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)$$

$$[0106] \quad f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$

$$[0107] \quad o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$

$$[0108] \quad \tilde{c}_t = \text{Tanh}(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$$

$$[0109] \quad c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t$$

$$[0110] \quad h_t = o_t \odot \text{Tanh}(c_t)$$

[0111] 其中, i_t 是输入门、 f_t 是遗忘门、 o_t 是输出门、 c_t 为t时刻对应的内部记忆单元、 c_{t-1} 为t时刻的上一步的内部记忆单元、 x_t 为输入信号、 h_{t-1} 为上一步的隐含层输出、 W_i 、 U_i 两个矩阵和向量 b_i 为输入门的参数、 W_f 、 U_f 、 b_f 为遗忘门的参数、 W_o 、 U_o 、 b_o 为输出门的参数、 W_c 、 U_c 、 b_c 为记忆单元的参数、 \tilde{c}_t 为候选记忆细胞、 σ 为激活函数,一般为sigmoid。双向LSTM的参数,即隐藏向量的维度设置为128。Attention模型即注意力模型,即在处理信号时是有一定的权重划分的,算法的公式如下:

$$[0112] \quad s_i = f(s_{i-1}, y_{i-1}, c_i)$$

$$[0113] \quad P(y_i | y_1, y_2, \dots, y_{i-1}) = g(y_{i-1}, s_i, c_i)$$

$$[0114] \quad c_i = \sum_{j=1}^T a_{ij} h_j$$

$$[0115] \quad a_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^T \exp(e_{ik})}$$

$$[0116] \quad e_{ij} = a(s_{i-1}, h_j)$$

[0117] 其中, h_i 是输入状态 x_i 对应的隐状态、 y_i 是输出序列中的一个状态、 s_i 是对应的隐状态、 s_{i-1} 为i-t时刻对应的隐状态、 y_1, y_2, \dots, y_{i-1} 对应第一时刻到i-1时刻的输出序列中的状态、 c_i 是输入序列全部隐状态 h_1, h_2, \dots, h_T 的一个加权和、 a_{ij} 是注意力权重参数、 e_{ij} 是 x_i 和 y_i 对齐的值。

[0118] 本发明中神经网络模型的网络权重W的初始化方式为正态分布初始化,网络训练过程中的优化器选择MBGD,保证了模型泛化性能的同时也保证了每次选择梯度方向的准确性,学习效果更好。

[0119] 在具体实施过程中,本发明采用gridsearch来搜索网络的最佳参数,使用交叉熵损失函数和softmax分类器,通过最小化损失函数来对网络进行优化,当算法收敛是softmax计算的最大概率值对应的标签即为每个样本的预测分类结果。对于一条完整的心电数据来说,心电样本 $S = \{S1, S2, \dots, SN\}$ 对应N个预测结果 $R = \{R1, R2, \dots, RN\}$,统计其中出现次数最多的类别即为该条记录的最终结果。

[0120] 步骤S5:将待识别的动态单导心电图进行步骤S1~步骤S3的处理,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0121] 具体来说,待识别的动态单导心电图进行步骤S1、S2和S3的类似的处理后,即可以

输入训练好的心电分类模型,进行识别,从而得到识别的分类结果,最后得到 $R = \{R1, R2, \dots, RN\}$ 共N个结果,对R中的N个结果进行统计,所占类别最多的类即为该记录的最终分类结果,从而实现对动态单导心电图中异常心电信号进行识别。

[0122] 本发明实施方法提供的一种基于质量分析和数据拼接的动态单导心电图中异常心电信号识别方法及系统实现了对动态单导心电数据的分类处理,不需要对输入样本进行尺寸统一,在保留更多精确信息的前提下去除了含有大量干扰噪声的样本段落,进而提高了分类识别的准确率。

[0123] 请参见图2,为本发明提供的异常心电信号识别方法整体框架图,对原始数据进行预处理(小波去噪、信号标准化和滑窗分段)、质量评估以及数据拼接后,可以得到用于模型训练的训练数据,利用训练数据对心电分类模型进行训练优化,得到训练好的心电分类模型,进而可以利用训练好的心电分类模型对待处理的心电图进行识别和分类。

[0124] 为了验证本发明方法的有效性及其可行性,在来自于2017年physionet的比赛数据上进行了实验,数据为单导心贴随身佩戴采集的人体心电信号,各样本长度9秒到61秒不等,其采样频率为300Hz,采集的心电数据以.mat的形式存储。该数据集共分为正常、房颤异常、其他节律异常和噪音四个类别,经过上述去噪、滑窗、质量分析和数据拼接操作(由于该数据属于短时长数据,如截取出来的样本片段小于3个时,通过重复自身进行拼接)后得到共12307条数据,其中每一步操作后的具体样本统计情况如表1所示。

[0125] 表1

种类 \ 操作	操作	滑窗	质量分析	拼接
	Normal	15672	15341	7384
[0126]	AF	2303	2195	1086
	Other rhythm	8182	8017	3837
	Noisy	138	19	10

[0127] 每条记录只有一个类别标签,由于房颤异常、其他节律异常和噪音三个类别的样本数量较少,为了尽可能保证各类样本的平衡,故将房颤异常、其他节律异常和噪音三个类别统一记为异常类,即对该数据做二分类。处理完后得到所有数据,其中正常类别的有7384个样本,异常类别的有4933个样本。随机选择其中的1500个正样本和1000个负样本作为测试集,剩余的5884个正样本和3933个负样本作为训练集。训练集与测试集的样本分布相同,其正负样本比都为3:2。

[0128] 在该独立测试集上进行了测试,二分类测试结果具体如表2所示:

[0129] 表2

[0130]

真实标签 \ 预测结果	Normal	Abnormal
	Normal	Abnormal
Normal	1432	68
Abnormal	85	915

[0131] 由上表可知,本发明的方法在测试集上的准确率达到93.88%,Recall值达到95.47%,Precision值达到94.40%。若使用未进行质量分析的数据进行训练,模型的准确率只有93.36%,对比之下,实验结果表明本发明方法所提出的方法是行之有效的,能够有效有效的对动态单导心电数据进行分类,并提供了良好的检出率,具有较大的社会使用价值。

[0132] 实施例二

[0133] 基于同样的发明构思,本实施例提供了一种动态单导心电图中异常心电信号识别系统,请参见图6,该系统包括:

[0134] 预处理模块201,用于对获得的原始动态单导心电数据进行预处理;

[0135] 质量评估模块202,用于对预处理后的心电信号数据进行质量评估,质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据;

[0136] 数据拼接模块203,用于对质量可接受的心电信号数据进行拼接;

[0137] 训练优化模块204,用于利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化,获得训练好的心电分类模型;

[0138] 分类识别模块205,用于将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及拼接后,输入训练好的心电分类模型,获得分类识别结果。

[0139] 在一种实施方式中,预处理模块201具体用于执行下述步骤:

[0140] 步骤S1.1:对原始动态单导心电数据进行去噪处理;

[0141] 步骤S1.2:对去噪后的数据进行标准化处理;

[0142] 步骤S1.3:对标准化后处理后的心电数据进行滑窗分段。

[0143] 在一种实施方式中,预处理模块201还用于执行下述步骤:

[0144] 步骤S1.1.1:采用小波滤波法对心电信号进行小波分解,获得小波系数和尺度系数;

[0145] 步骤S1.1.2:对小波分解的小波系数利用阈值进行量化,其中,阈值采用极大极小阈值;

[0146] 步骤S1.1.3:利用阈值对量化后的小波系数进行更新,得到更新后的小波系数,并利用更新后的小波系数和分解得到的尺度系数重构一维信号。

[0147] 在一种实施方式中,质量评估模块202还用于:

[0148] 采用预先构建的质量评估模型对预处理后的心电信号数据进行质量评估。

[0149] 在一种实施方式中,数据拼接模块203具体用于执行下述步骤:

[0150] 步骤S3.1:将质量可接受的心电信号数据分为不同的样本: $Sig = \{Sig1, Sig2, \dots, SigM\}$,其中,Sig表示质量可接受的心电信号数据, $Sig1 \sim SigM$ 表示心电数据样本;

[0151] 步骤S3.2:将对不同的样本按照预设数量进行拼接。

[0152] 在一种实施方式中,预先构建的心电分类模型包括卷积部分、双向LSTM和注意力模型。

[0153] 在一种实施方式中,所述系统还包括心电信号图像显示模块,用于将心电信号数据进行可视化显示。

[0154] 其中,心电信号图像显示模块可以随意切换视野及其放大倍率,快速定位某一时段区域。

[0155] 在一种实施方式中,所述系统还包括报告生成模块,用于根据分类识别结果生成动态报告并进行存档。

[0156] 由于本发明实施例二所介绍的系统,为实施本发明实施例一中动态单导心电图中异常心电信号识别方法所采用的系统,故而基于本发明实施例一所介绍的方法,本领域所属人员能够了解该系统的具体结构及变形,故而在此不再赘述。凡是本发明实施例一的方法所采用的系统都属于本发明所欲保护的范围。

[0157] 实施例三

[0158] 基于同一发明构思,本申请还提供了一种计算机设备,请参见图7,包括存储301、处理器302及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序303,处理器302执行上述程序时实现实施例一中的方法。

[0159] 具体来说,计算机设备可以是能够实现实施例一中识别方法的检测设备,当然,该设备还可以包括其他相对应的硬件结构。

[0160] 由于本发明实施例三所介绍的计算机设备为实施本发明实施例一中动态单导心电图中异常心电信号识别方法所采用的计算机设备,故而基于本发明实施例一所介绍的方法,本领域所属人员能够了解该计算机设备的具体结构及变形,故而在此不再赘述。凡是本发明实施例一中方法所采用的计算机设备都属于本发明所欲保护的范围。

[0161] 尽管已描述了本发明的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念,则可对这些实施例做出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0162] 显然,本领域的技术人员可以对本发明实施例进行各种改动和变型而不脱离本发明实施例的精神和范围。这样,倘若本发明实施例的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

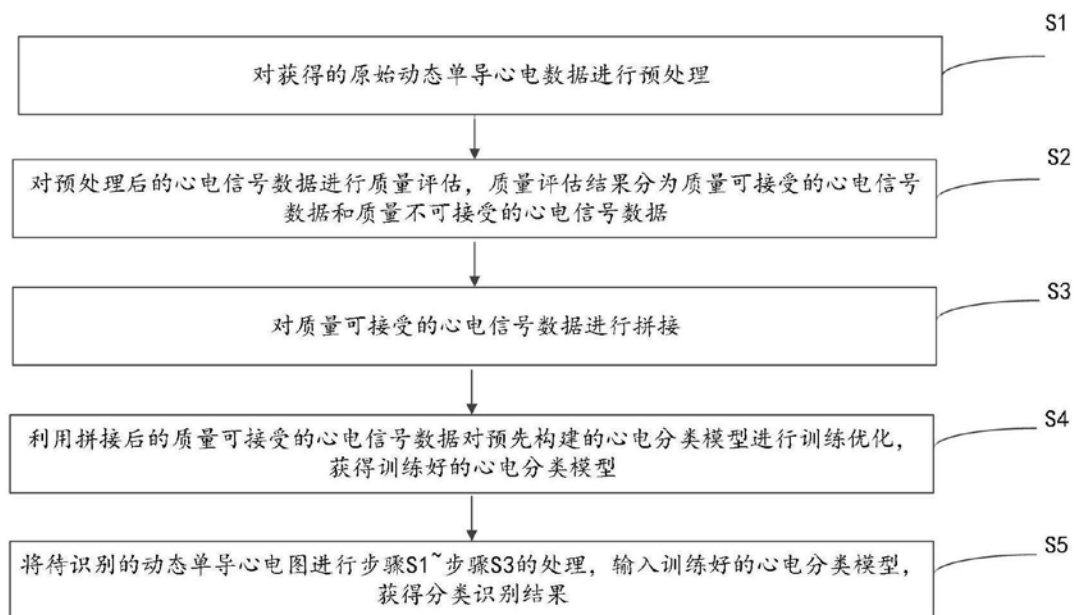


图1

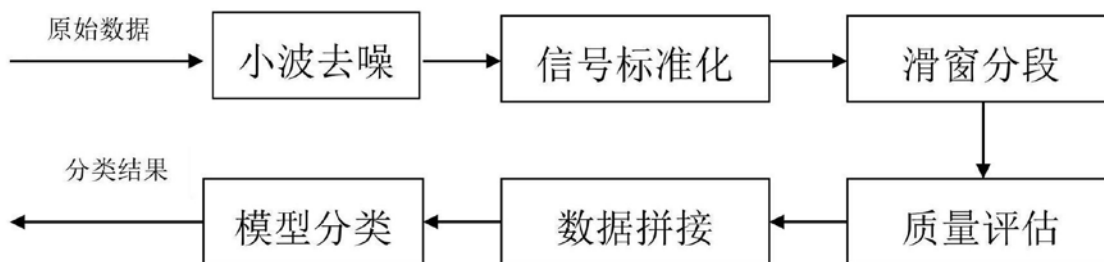


图2

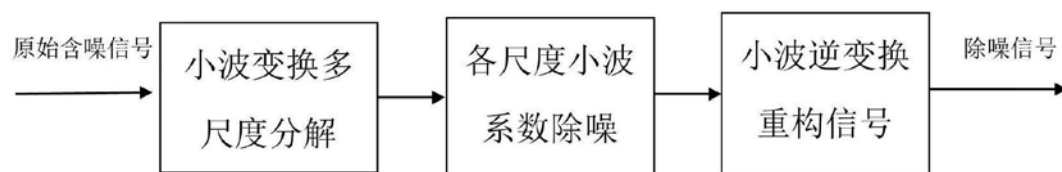


图3

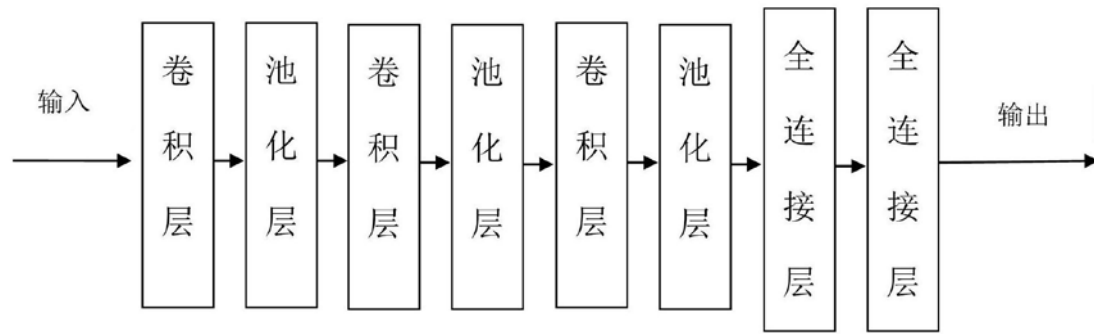


图4

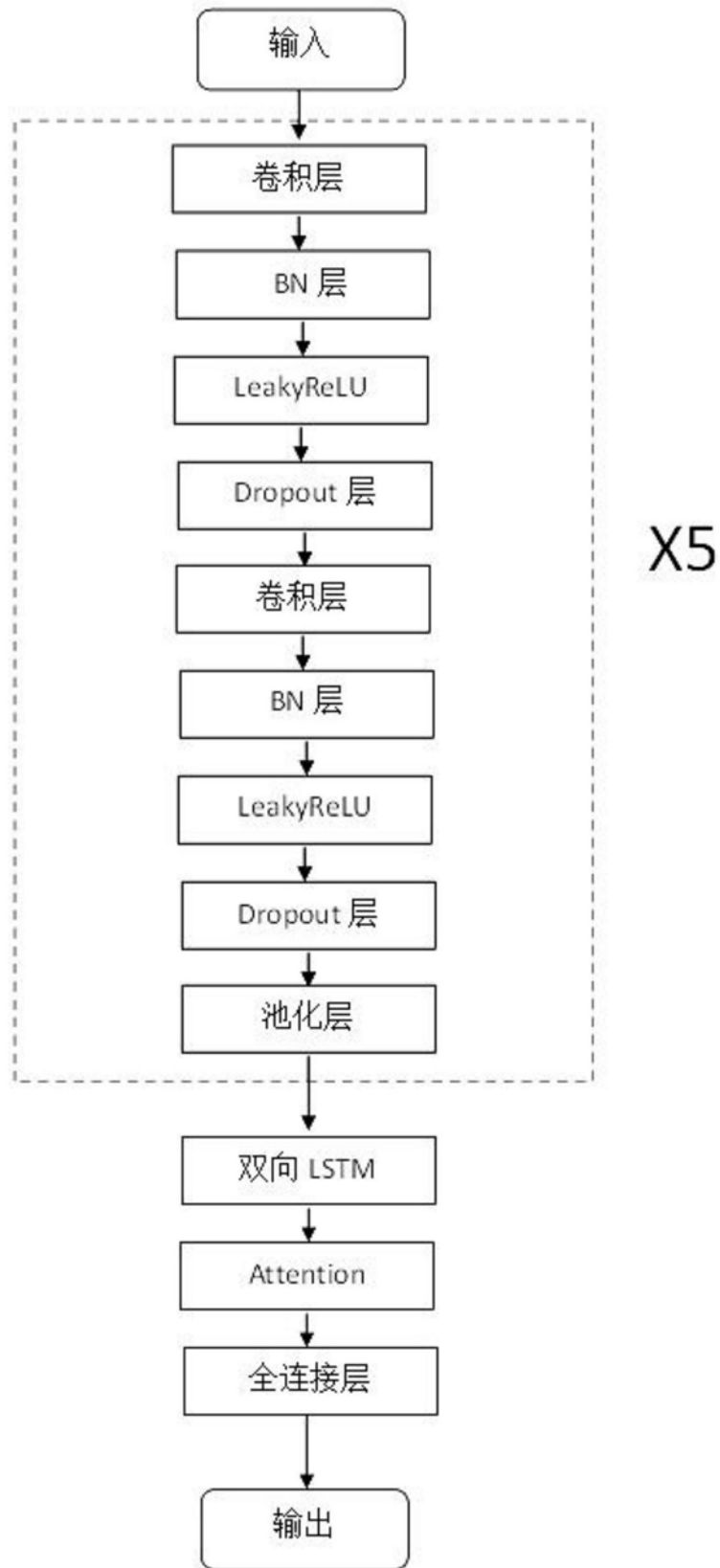


图5

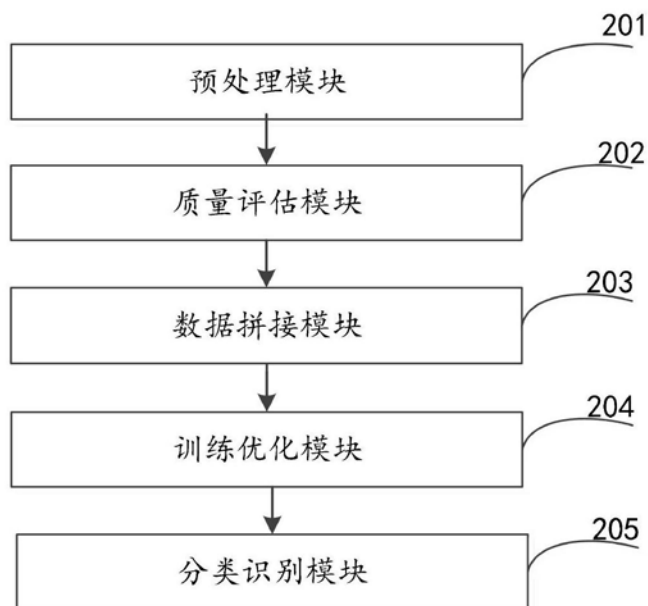


图6

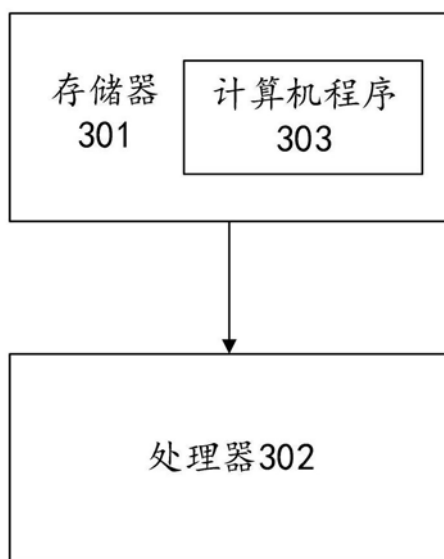


图7

专利名称(译)	一种动态单导心电图异常心电信号识别方法及系统		
公开(公告)号	CN110584649A	公开(公告)日	2019-12-20
申请号	CN201910849077.9	申请日	2019-09-09
[标]申请(专利权)人(译)	武汉大学		
申请(专利权)人(译)	武汉大学		
当前申请(专利权)人(译)	武汉大学		
[标]发明人	刘娟 刘思璇 冯晶 李宇翔		
发明人	刘娟 刘思璇 冯晶 李宇翔		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00 G06K9/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/7267 G06K9/00503 G06K9/00536		
代理人(译)	罗飞		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种动态单导心电图异常心电信号识别方法及系统，首先对获得的原始动态单导心电图数据进行预处理；然后对预处理后的心电信号数据进行质量评估，质量评估结果分为质量可接受的心电信号数据和质量不可接受的心电信号数据；接着对质量可接受的心电信号数据进行拼接；接下来利用拼接后的质量可接受的心电信号数据对预先构建的心电分类模型进行训练优化，获得训练好的心电分类模型；最后将待识别的动态单导心电图进行预处理、质量评估以及数据拼接的处理，输入训练好的心电分类模型，获得分类识别结果。本发明的方法可以大大提高识别和分类的准确性。

