



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109063552 A

(43)申请公布日 2018.12.21

(21)申请号 201810652115.7

(22)申请日 2018.06.22

(71)申请人 深圳大学

地址 518000 广东省深圳市南山区南海大道3688号

(72)发明人 陈彬 郭维 李斌 王晖

(74)专利代理机构 深圳市顺天达专利商标代理有限公司 44217

代理人 邹秋菊

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图4页

(54)发明名称

一种多导联心电信号分类方法和系统

(57)摘要

一种多导联心电信号分类方法,包括:S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征;S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合;S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。本发明还涉及一种多导联心电信号分类系统。实施本发明的多导联心电信号分类方法和系统,通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征,然后进行融合,最终进行分类,可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步,可以根据实际需要选择不同的融合方法,提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。



1. 一种多导联心电信号分类方法,其特征在于,包括:

S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征;

S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合;

S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。

2. 根据权利要求1所述的多导联心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤S1进一步包括:

S11、选取正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号进行第一次卷积;

S12、将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。

3. 根据权利要求2所述的多导联心电信号分类方法,其特征在于,每个所述卷积残差神经网络模型包括:第一支路第一卷积层、第一支路第二卷积层、第二支路第一卷积层、第二支路第二卷积层,第一叠加层、第三卷积层、第四卷积层和第二叠加层,所述第一支路第一卷积层、所述第一支路第二卷积层和所述第一叠加层依次连接,所述第二支路第一卷积层、所述第二支路第二卷积层同样和所述第一叠加层依次连接,所述第一叠加层依次连接所述第三卷积层、所述第四卷积层和所述第二叠加层,所述第一叠加层同时还直接连接所述第二叠加层。

4. 根据权利要求1-3中任意一项所述的多导联心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤S2进一步包括:

S21、通过 8×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;

S22、将同一时刻的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;

S23、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

5. 根据权利要求1-3中任意一项所述的多导联心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤S2进一步包括:

S2A、通过 16×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;

S2B、将同一个导联的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;

S2C、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

6. 根据权利要求1-3中任意一项所述的多导联心电信号分类方法,其特征在于,所述步骤S2进一步包括:

S2a、直接通过全连接层对提取到的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合。

7. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述程序被处理器执行时实现根据权利要求1-6中任意一项权利要求所述的多导联心电信号分类方法。

8. 一种多导联心电信号分类系统,其特征在于,包括:

12导同步记录心电图仪,用于获取多导联心电信号;

处理器,所述处理器上存储有计算机程序,所述程序被所述处理器执行时实现以下步骤:

S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征;

S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合;

S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。

9. 根据权利要求8所述的多导联心电信号分类系统,其特征在于,所述程序被所述处理器执行进一步实现以下步骤:

S11、选取正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号进行第一次卷积;

S12、将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。

10. 根据权利要求9所述的多导联心电信号分类系统,其特征在于,每个所述卷积残差神经网络模型包括:第一支路第一卷积层、第一支路第二卷积层、第二支路第一卷积层、第二支路第二卷积层,第一叠层、第三卷积层、第四卷积层和第二叠层,所述第一支路第一卷积层、所述第一支路第二卷积层和所述第一叠层依次连接,所述第二支路第一卷积层、所述第二支路第二卷积层同样和所述第一叠层依次连接,所述第一叠层依次连接所述第三卷积层、所述第四卷积层和所述第二叠层,所述第一叠层同时还直接连接所述第二叠层。

一种多导联心电信号分类方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及信号处理,更具体地说,涉及一种多导联心电信号分类方法和系统。

背景技术

[0002] 目前,12导同步记录心电图仪已经在临床中广泛使用了。12导同步记录心电图仪可同时在12导联上记录同一心动周期的心电信号,对单源或多源早搏的识别及定位、心律失常的分类、室内传导阻滞的诊断等都比其他心电图仪具有优越性。12导同步记录心电图仪可同步整体观察12导联同一心动周期的波形,大大提高各种测量的准确性,降低了目前存在的心电图测量的变异性。2导同步记录心电图仪可促进P、QRS、T波时限及PR、Q-T间期等基本测量参数标准化的建立。图1a示出了常规ECG12个导联的导联位置。图1b示出了12导联的6个额面导联I、II、III、aVR、aVL、aVF的位置示意图,其只能反应上、下、左、右,这一平面的心电活动。图1c示出了12导联的6个横面导联V1、V2、V3、V4、V5、V6的位置示意图,其只能反应前、后、左、右,这一平面的心电活动。

[0003] 对于12导同步记录心电图仪采集的多导联心电信号,需要一种能够自动检测正常和异常心电信号,以提高分类准确率的多导联心电信号分类方法。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种多导联心电信号分类方法和系统。

[0005] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:构造一种多导联心电信号分类方法,包括:

[0006] S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征;

[0007] S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合;

[0008] S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。

[0009] 在本发明所述的多导联心电信号分类方法中,所述步骤S1进一步包括:

[0010] S11、选取正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号进行第一次卷积;

[0011] S12、将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。

[0012] 在本发明所述的多导联心电信号分类方法中,每个所述卷积残差神经网络模型包括:第一支路第一卷积层、第一支路第二卷积层、第二支路第一卷积层、第二支路第二卷积层,第一叠层、第三卷积层、第四卷积层和第二叠层,所述第一支路第一卷积层、所述第一支路第二卷积层和所述第一叠层依次连接,所述第二支路第一卷积层、所述第二支路第二卷积层同样和所述第一叠层依次连接,所述第一叠层依次连接所述第三卷积层、所述第四卷积层和所述第二叠层,所述第一叠层同时还直接连接所述第二叠层。

[0013] 在本发明所述的多导联心电信号分类方法中,所述步骤S2进一步包括:

- [0014] S21、通过 8×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征；
- [0015] S22、将同一时刻的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合；
- [0016] S23、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。
- [0017] 在本发明所述的多导联心电信号分类方法中，所述步骤S2进一步包括：
- [0018] S2A、通过 16×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征；
- [0019] S2B、将同一个导联的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合；
- [0020] S2C、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。
- [0021] 在本发明所述的多导联心电信号分类方法中，所述步骤S2进一步包括：
- [0022] S2a、直接通过全连接层对提取到的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合。
- [0023] 本发明解决其技术问题采用的另一技术方案是，构造一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，所述程序被处理器执行时实现所述的多导联心电信号分类方法。
- [0024] 本发明解决其技术问题采用的另一技术方案是，构造一种多导联心电信号分类系统，包括：
- [0025] 12导同步记录心电图仪，用于获取多导联心电信号；
- [0026] 处理器，所述处理器上存储有计算机程序，所述程序被所述处理器执行时实现以下步骤：
- [0027] S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征；
- [0028] S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合；
- [0029] S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。
- [0030] 在本发明所述的多导联心电信号分类系统中，所述程序被所述处理器执行进一步实现以下步骤：
- [0031] S11、选取正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号进行第一次卷积；
- [0032] S12、将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。
- [0033] 在本发明所述的多导联心电信号分类系统中，每个所述卷积残差神经网络模型包括：第一支路第一卷积层、第一支路第二卷积层、第二支路第一卷积层、第二支路第二卷积层，第一叠层、第三卷积层、第四卷积层和第二叠层，所述第一支路第一卷积层、所述第一支路第二卷积层和所述第一叠层依次连接，所述第二支路第一卷积层、所述第二支路第二卷积层同样和所述第一叠层依次连接，所述第一叠层依次连接所述第三卷积层、所述第四卷积层和所述第二叠层，所述第一叠层同时还直接连接所述第二叠层。
- [0034] 实施本发明的多导联心电信号分类方法和系统，通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征，然后进行融合，最终进行分类，可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步，可以根据实际需要选择不同的融合方法，提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。

附图说明

- [0035] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明，附图中：
- [0036] 图1a示出了常规ECG12个导联的导联位置；

[0037] 图1b示出了12导联的6个额面导联I、II、III、aVR、aVL、aVF的位置示意图；
[0038] 图1c示出了12导联的6个横面导联V1、V2、V3、V4、V5、V6的位置示意图；
[0039] 图2是根据本发明的第一实施例的多导联心电信号分类方法的流程图；
[0040] 图3是根据本发明的优选实施例的卷积残差神经网络模型的示意图；
[0041] 图4是根据本发明的优选实施例的三种多导联心电信号分类方法的框架示意图；
[0042] 图5是现有技术的单导联的心电信号分类方法的框架示意图；
[0043] 图6是本申请的多导联心电信号分类方法和图5所示的单导联的心电信号分类方法的结果比较示意图。

具体实施方式

[0044] 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仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0045] 本发明主要涉及一种多导联心电信号分类方法，包括：S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征；S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合；S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。实施本发明的多导联心电信号分类方法和系统，通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征，然后进行融合，最终进行分类，可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。

[0046] 图2是根据本发明的第一实施例的多导联心电信号分类方法的流程图。如图2所示，在步骤S1中，通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征。在本发明的一个优选实施例中，所述步骤S1进一步包括：S11、选取正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号进行第一次卷积；以及S12、将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。

[0047] 本领域技术人员知悉，临床心电图一般由同步的12个导联（I、II、III、aVR、aVL、aVF、V1、V2、V3、V4、V5、V6）组成，在这12个导联中，II、III、V1、V2、V3、V4、V5、V6导联是正交的，剩余4个导联由8个基本导联线性推导而出，因此我们优选选取8个基本导联来进行训练和分类。

[0048] 在本发明的优选实施例中，首先选择正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号，例如 8×2000 的二维数组，代表8个导联的数据（每个导联取2000个采样点，每一行就是一个导联）；将其进行第一次卷积，例如先通过卷积核为 1×50 的卷积层进行第一次卷积。

[0049] 接着，将第一次卷积后的卷积信号经过多个卷积残差神经网络模型以获得各个导联心电信号的所述信号特征。例如，可以通过四个这样的卷积残差神经网络模型，这些模型的网络结构、卷积核大小、步长相同，唯一不同的就是卷积核深度，这样就可以各个导联心电信号的所述信号特征。

[0050] 图3是根据本发明的优选实施例的卷积残差神经网络模型的示意图。如图3所示，每个所述卷积残差神经网络模型包括：第一支路第一卷积层Conv1、第一支路第二卷积层Conv2、第二支路第一卷积层Conv1'、第二支路第二卷积层Conv2'，第一叠层、第三卷积层Conv3、第四卷积层Conv4和第二叠层，所述第一支路第一卷积层Conv1、所述第一支路第

二卷积层Conv2和所述第一叠加层依次连接,所述第二支路第一卷积层Conv1'、所述第二支路第二卷积层Conv2'同样和所述第一叠加层依次连接,所述第一叠加层依次连接所述第三卷积层Conv3、所述第四卷积层Conv4和所述第二叠加层,所述第一叠加层同时还直接连接所述第二叠加层。

[0051] 如图3所示,输入信号x分别输入两条卷积神经网络支路以降低维度,每条支路都有两个卷积层,相同层卷积的卷积核大小、深度、步长等超参数都相同,整个网络中“Conv”均代表“Conv-BN-ReLu”这种顺序结构。通过两条支路来提取特征 $F1(x)$ 和 $F2(x)$,然后相加 $y1=F1(x)$ 和 $F2(x)$ 。我们希望提取的特征的抽象程度相同,相加可以对提取的特征产生相互增强的作用。实验中证明增加太多条支路对结果不会产生明显的提高,考虑效率的原因,两条支路是比较好的选择。当然,本领域技术人员知悉,

[0052] 残差网络是通过前向神经网络+“快捷连接”来实现的,快捷连接是跳过中间的一层或更多层,快捷连接简单的执行恒等映射,并将它们的输出添加到叠加层的输出,即 $y=F3(y1)+y1$ 。在本文中把图3的这种结构命名为“DBCRN Block”。

[0053] 在步骤S2中,对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合。本领域技术人员可以采用本领域中的任何融合方法来实现该融合过程。在本发明的一个优选实施例中,考虑8个导联之间的同步性,先通过 8×1 的卷积来融合提取到的各个导联特征,把同一时刻的各个导联特征进行融合。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:S21、通过 8×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;S22、将同一时刻的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;S23、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

[0054] 在本发明的另一个优选实施例中,考虑8个导联之间的正交性,通过 1×16 的卷积来融合提取的各个导联特征,把单个导联的特征进行融合。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:S2A、通过 16×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;S2B、将同一个导联的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;S2C、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

[0055] 在本发明的再一个优选实施例中,直接通过全连接层来融合提取到的各个导联特征,让全链接层来寻找各导联特征之间的关系。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:直接通过全连接层对提取到的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合。

[0056] 在步骤S3中,基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。Softmax函数是本领域中已知的分类函数,本领域技术人员可以根据本领域中已知的分类函数知识,将所述多导联心电信号进行分类,最终映射到不同种类的心电信号。

[0057] 实施本发明的多导联心电信号分类方法,通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征,然后进行融合,最终进行分类,可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步,可以根据实际需要选择不同的融合方法,提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。

[0058] 图4是根据本发明的优选实施例的三种多导联心电信号分类方法的框架示意图。如图4所示,首先选择正交的八个导联的每个导联的多个心电采样信号,例如 8×2000 的二维数组,代表8个导联的数据(每个导联取2000个采样点,每一行就是一个导联)。“Conv”代表卷积层;“DBCRN Block1”、“DBCRN Block2”、“DBCRN Block3”、“DBCRN Block4”代表图3中

的网络结构,它们的网络结构、卷积核大小、步长相同,唯一不同的就是卷积核深度。输入信号先通过卷积核为 1×50 的卷积层,再通过4个“DBCRN Block”的网络结构,提取各个导联的特征;“@”之前和之后的数字指的是此层中的特征图的数量和特征图的尺寸。

[0059] 为了比较用不同方法来融合特征所取得的效果,图4示出了本发明的三个优选实施方式。方法一:考虑8个导联之间的同步性,先通过 8×1 的卷积来融合提取到的各个导联特征,把同一时刻的各个导联特征进行融合。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:S21、通过 8×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;S22、将同一时刻的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;S23、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

[0060] 方法二:考虑8个导联之间的正交性,通过 1×16 的卷积来融合提取的各个导联特征,把单个导联的特征进行融合。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:S2A、通过 16×1 的卷积核来卷积提取到的各个导联心电信号的所述信号特征;S2B、将同一个导联的各个导联心电信号的所述信号特征进行融合;S2C、进一步通过全连接层对所述信号特征进行融合。

[0061] 方法三:直接通过全连接层来融合提取到的各个导联特征,让全链接层来寻找各导联特征之间的关系。在该实施例中,该融合步骤可以包括以下步骤:直接通过全连接层对提取到的各个导联心电信号的所述信号特征进行分类。

[0062] 我们在CCDD数据库上使用的具体网络配置如表1所示。我们把方法一所用的网络结构称为“MBCRNet-T”,方法二所用的网络结构称为“MBCRNet-L”,方法三所用的网络结构称为“MBCRNet-F”。

[0063]

层数	类型	输出大小	MBCRNet-T	MBCRNet-L	MBCRNet-F
卷积	Conv	8x976	1×50 Conv stride 1×2		
DBCRN	多路卷积	8x 464	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2 \\ 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1 \end{bmatrix}$		
Block1	ResNet	8x 464	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv} \\ 1 \times 50 \text{ Conv} \end{bmatrix}$		
DBCRN	多路卷积	8x 208	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2 \\ 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1 \end{bmatrix}$		
Block 2	ResNet	8x 208	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv} \\ 1 \times 50 \text{ Conv} \end{bmatrix}$		
DBCRN	多路卷积	8x 80	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2 \\ 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1 \end{bmatrix}$		
Block 3	ResNet	8x 80	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv} \\ 1 \times 50 \text{ Conv} \end{bmatrix}$		
DBCRN	多路卷积	8x 16	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 2 \\ 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1, 1 \times 50 \text{ Conv stride } 1 \times 1 \end{bmatrix}$		
Block 4	ResNet	8x 16	$\begin{bmatrix} 1 \times 50 \text{ Conv} \\ 1 \times 50 \text{ Conv} \end{bmatrix}$		
卷积	Conv		8×1 Conv	1×16 Conv	
分类层		1000	全连接		
		2	softmax		

[0064] 在CCDD数据库中,通过3种不同方法进行特征融合所用的网络结构,表中的“Conv”代表“conv-BN-ReLU”这种顺序结构,由于空间原因,没有显示BN、ReLU、Dropout层。

[0065] 下面对图4所示的方法进行验证如下。CCDD数据都来自医院临床数据,有12个导联,采样率为500Hz,每条记录10s左右,总共19万多条记录。在本文中取标注为“正常心电图”和“正常窦性心律”的记录为正常(标签记为“0”),其他都为异常(标签记为“1”)。在本发明这,正常或者异常并不能直接用于疾病的判断或者诊断。

[0066] 数据预处理的步骤如下:(1)去除无效心电图945个,去除数据重复及记录时间小于8s的心电图,得到162887个样本,其中正常样本数有90804个,异常样本数有72083个。(2)90804个正常样本中随机取70000个正常样本,72083个异常样本中随机取70000个异常样本,共有14万个样本,构成训练集和测试集。(3)把原始数据的采样率500Hz降低到250Hz。提取每个样本中8个导联(II、III、V1、V2、V3、V4、V5、V6)的数据,每个导联提取2000个采样值。

[0067] 仿真系统环境为Linux,CPU为i7,内存是32G,GPU是4*NVIDIA1080TI,深度学习框架是Keras。针对多导联心电信号分类,将提取到的II、III、V1、V2、V3、V4、V5、V6这8个导联

的数据组成 8×2000 的二维数组,输入网络进行训练。把数据分为10份,轮流把其中的1份当成测试集,测试集中正常样本和异常样本的比例为1:1,均为7000个样本,另外9份当成训练集,做10折交叉验证。为了比较单导联和多导联对心电信号分类的影响,实验中对8个单导联分别进行训练和分类,并做10折交叉验证,使用的网络结构如图5的现有技术的单导联的心电信号分类方法的框架。对其结果分析如下。

[0068] 首先,在本申请中,使用准确率(ACC)和灵敏度(Se)两个性能指标来评价模型的能力。TP、FP、TN、FN分别代表的是真正例、假正例、真反例、假反例。准确率代表的是模型的分类能力: $ACC = (TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)$ 。灵敏度代表模型对负样本分类的准确率: $Se = TP / (TP+FN)$ 。

[0069] 采用本申请的多导联心电信号分类方法的10折交叉验证结果如表2所示:

	8 导联	MBCRNet-T		MBCRNet-L		MBCRNet-F	
		ACC	Se	ACC	Se	ACC	Se
[0070]	Fold-1	86.13%	89.33%	86.64%	89.67%	85.91%	87.97%
	Fold-2	87.42%	90.53%	87.41%	90.96%	87.13%	88.67%
	Fold-3	86.61%	89.37%	87.31%	90.57%	86.99%	88.90%
	Fold-4	86.29%	89.84%	87.09%	90.63%	86.71%	87.24%
	Fold-5	86.68%	88.77%	86.79%	90.03%	86.88%	90.30%
	Fold-6	86.40%	88.76%	86.86%	89.74%	86.42%	88.01%
	Fold-7	86.78%	88.74%	86.89%	88.27%	86.47%	85.67%
[0071]	Fold-8	86.34%	88.43%	86.94%	90.33%	86.67%	89.13%
	Fold-9	86.45%	86.63%	87.4%	89.29%	86.22%	88.29%
	Fold-10	86.76%	89.23%	87.04%	89.84%	86.52%	89.36%
	平均值	86.59%	88.96%	87.04%	89.93%	86.59%	88.35%

[0072] 表格2也可以验证,“MBCRNet-L”测试集的平均准确率和平均灵敏度比“MBCRNet-T”和“MBCRNet-F”的都高,由此可知通过网络提取每个导联各自的特征,考虑到导联之间的正交性,通过卷积来实现特征融合能取得更好的效果。“MBCRNet-L”测试集的平均准确率和平均灵敏度比“MBCRNet-T”的高,这说明了得到了各个导联特征后,对于分类问题,考虑各个导联之间的正交性比同步性更好,因为在分析心电图时,考虑的是各个导联在整个心电图周期内的形态,而不是仅仅只看同一时间段内的心电信号。

[0073] 图6是本申请的多导联心电信号分类方法和图5所示的单导联的心电信号分类方

法的结果比较示意图。图6对比了单个导联分类和多导联分类的准确率。对于正常和异常心电图分类,在单导联中,III导的平均准确率是78.96%,低于其他7个导联的平均准确率,V5导的平均准确率是85.19%,是单导联中最高的,8个单导联的平均准确率是81.66%。多导联特征融合的三种方法分别取得了86.59%、87.04%、86.59%的平均准确率,不仅比8个单导联的平均准确率高,而且比8个单导联中的V5导的平均准确率高,由此得出相对单个导联的判决,本发明的三种多导联心电信号分类方法都可以获得增益。

[0074] 在相同的数据库中,我们将三种方法中准确率最高的“MBCRNet-L”与一些现有技术的实验结果进行了对比。本申请中提出的基于残差网络的端到端模型,取得了87.06%的准确率和89.93%的灵敏度,准确率和灵敏度都优于现有技术的方法。

[0075] 在本申请中,我们提出了一种端到端自动检测正常和异常心电信号的方法。所提出的方法是用多支路卷积和残差网络构建了一个深层架构来研究多导联同步心电信号。这个深层次的体系结构主要采用多支路卷积和残差网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征,所提取的特征通过卷积或全连接来融合,最终映射到不同种类的心电信号。我们提出的方法验证了融合导联的信息可以提高准确率。在实验中,通过10折交叉验证,对正常和异常心电图进行分类取得了87.04%的平均准确率和89.93%的灵敏度,证明了所提出的残差网络模型方法优于其他的方法,因此我们认为所提出的方法可以作为多导联心电信号分类问题的特征学习和分类的竞争工具。

[0076] 实施本发明的多导联心电信号分类方法,通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征,然后进行融合,最终进行分类,可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步,可以根据实际需要选择不同的融合方法,提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。

[0077] 本申请还涉及一种多导联心电信号分类系统,包括:12导同步记录心电图仪,用于获取多导联心电信号;处理器,所述处理器上存储有计算机程序,所述程序被所述处理器执行时实现以下步骤:S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征;S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合;S3、基于全连接层和Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。

[0078] 本领域技术人员知悉,所述处理器可以执行前述实施例中任意一种多导联心电信号分类方法。基于本发明的教导,本领域技术人员能够构造上述多导联心电信号分类系统,在此就不再累述了。

[0079] 实施本发明的多导联心电信号分类系统,通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征,然后进行融合,最终进行分类,可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步,可以根据实际需要选择不同的融合方法,提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。

[0080] 因此,本发明可以通过硬件、软件或者软、硬件结合来实现。本发明可以在至少一个计算机系统中以集中方式实现,或者由分布在几个互连的计算机系统上的不同部分以分散方式实现。任何可以实现本发明方法的计算机系统或其它设备都是可适用的。常用软硬件的结合可以是安装有计算机程序的通用计算机系统,通过安装和执行程序控制计算机系统,使其按本发明方法运行。

[0081] 本发明还可以通过计算机程序产品进行实施,程序包含能够实现本发明方法的全

部特征,当其安装到计算机系统中时,可以实现本发明的方法。本文件中的计算机程序所指的是:可以采用任何程序语言、代码或符号编写的一组指令的任何表达式,该指令组使系统具有信息处理能力,以直接实现特定功能,或在进行下述一个或两个步骤之后实现特定功能:a)转换成其它语言、编码或符号;b)以不同的格式再现。

[0082] 虽然本发明是通过具体实施例进行说明的,本领域技术人员应当明白,在不脱离本发明范围的情况下,还可以对本发明进行各种变换及等同替代。另外,针对特定情形或材料,可以对本发明做各种修改,而不脱离本发明的范围。因此,本发明不局限于所公开的具体实施例,而应当包括落入本发明权利要求范围内的全部实施方式。

[0083] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

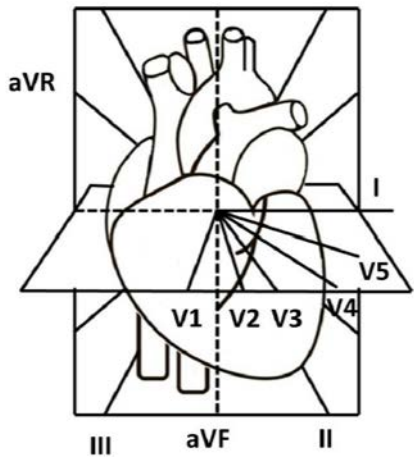


图1a

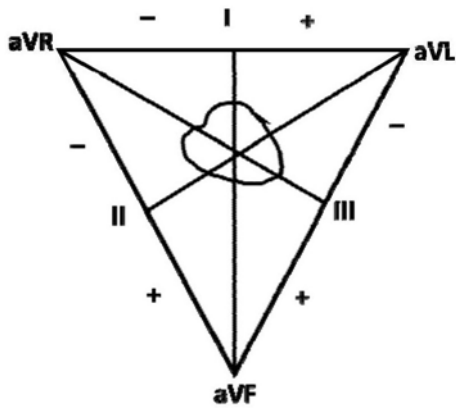


图1b

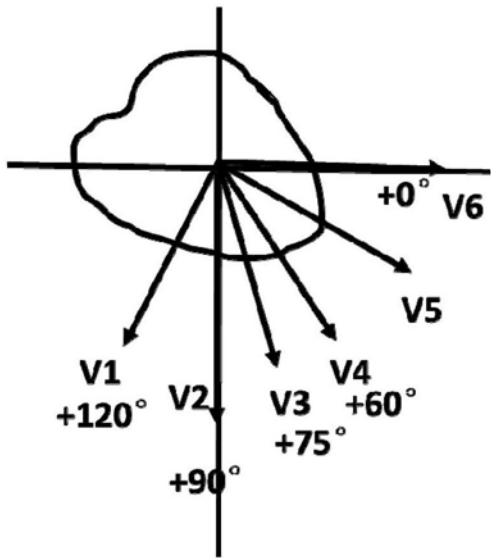


图1c

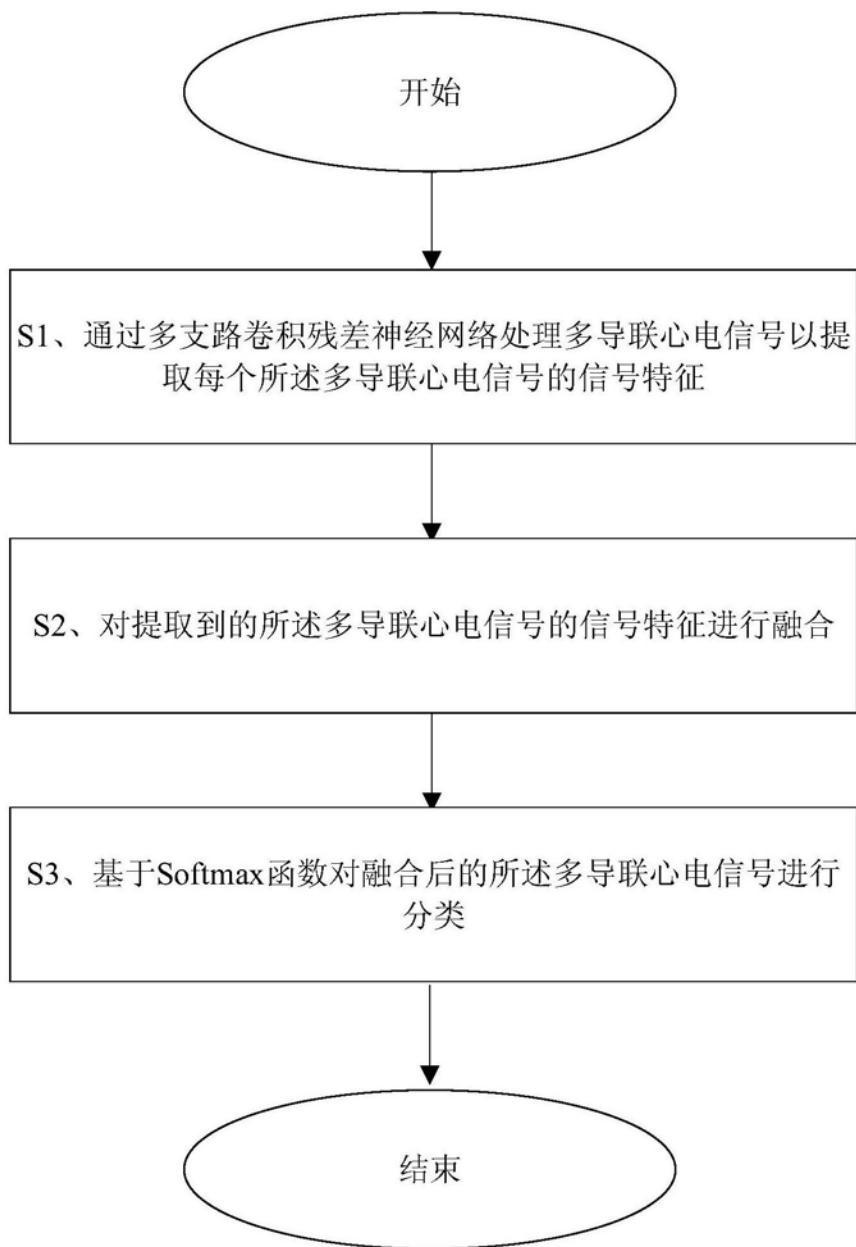


图2

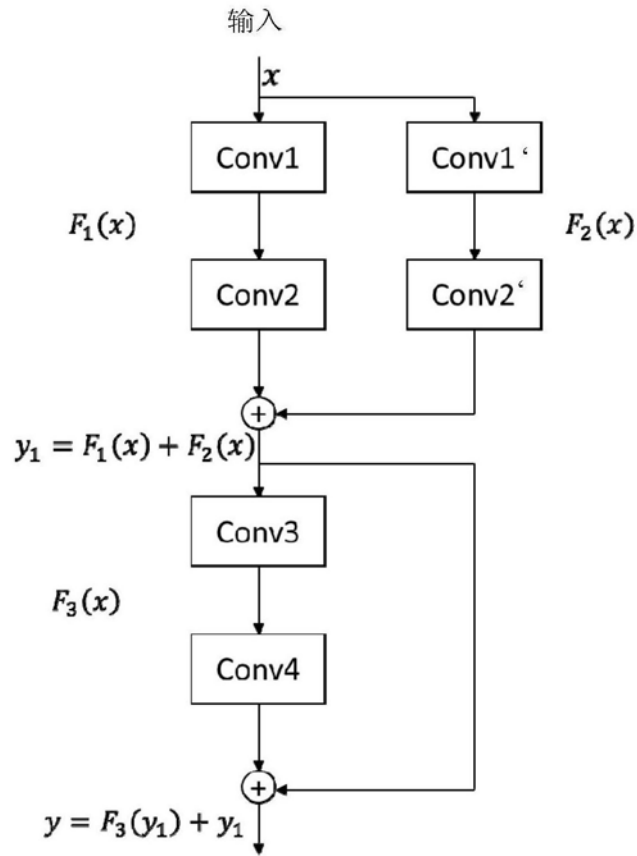


图3

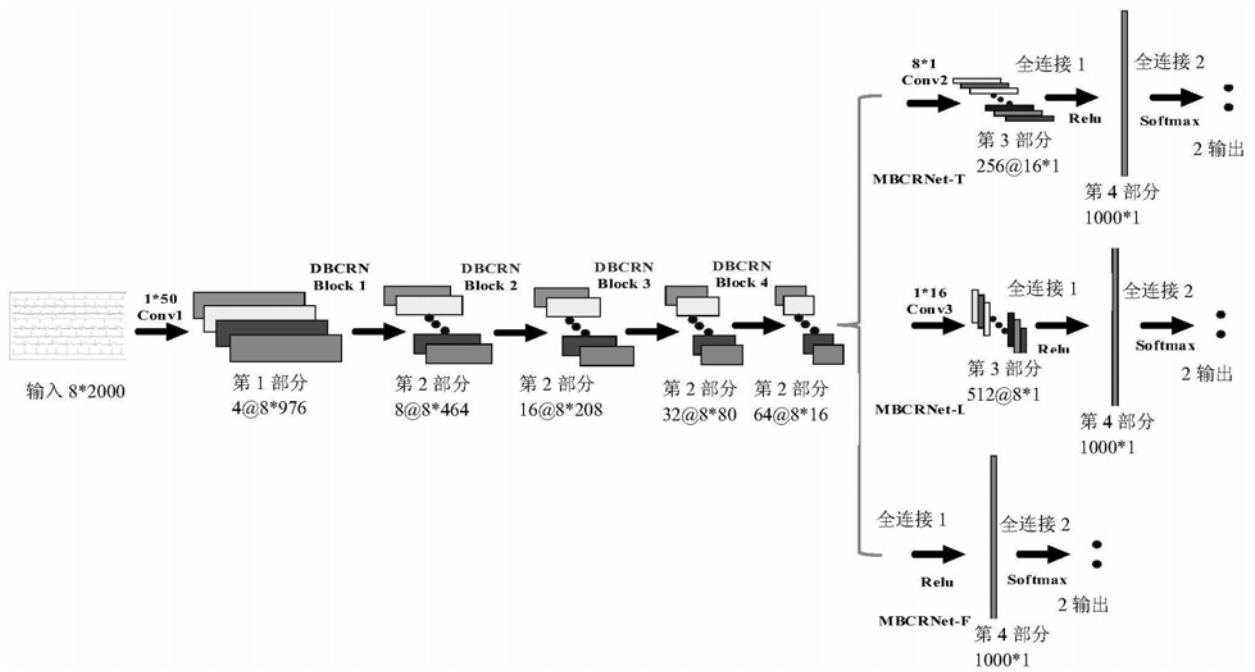


图4

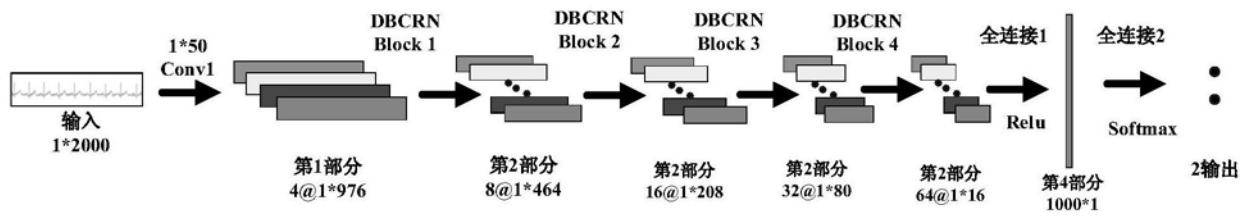


图5

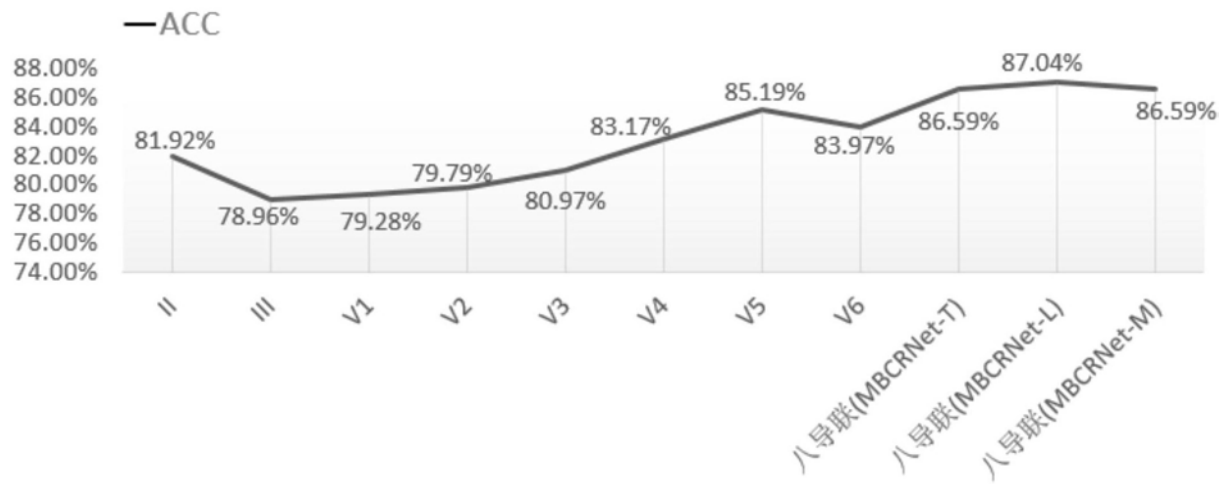


图6

专利名称(译)	一种多导联心电信号分类方法和系统		
公开(公告)号	CN109063552A	公开(公告)日	2018-12-21
申请号	CN201810652115.7	申请日	2018-06-22
[标]申请(专利权)人(译)	深圳大学		
申请(专利权)人(译)	深圳大学		
当前申请(专利权)人(译)	深圳大学		
[标]发明人	陈彬 郭维 李斌 王晖		
发明人	陈彬 郭维 李斌 王晖		
IPC分类号	G06K9/00 G06N3/04 A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7267 G06K9/00503 G06K9/00536 G06N3/0454		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种多导联心电信号分类方法，包括：S1、通过多支路卷积残差神经网络处理多导联心电信号以提取每个所述多导联心电信号的信号特征；S2、对提取到的所述多导联心电信号的信号特征进行融合；S3、基于Softmax函数对融合后的所述多导联心电信号进行分类。本发明还涉及一种多导联心电信号分类系统。实施本发明的多导联心电信号分类方法和系统，通过采用多支路卷积残差神经网络来捕捉不同导联的同步心电信号特征，然后进行融合，最终进行分类，可以提高对所述多导联心电信号进行分类的准确率。进一步，可以根据实际需要选择不同的融合方法，提高了本发明的多导联心电信号分类方法和系统的应用的灵活性和适应性。

