



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110495877 A

(43)申请公布日 2019. 11. 26

(21)申请号 201910774189.2

(22)申请日 2019.08.21

(71)申请人 中国科学院深圳先进技术研究院
地址 518055 广东省深圳市南山区深圳大学学苑大道1068号

(72)发明人 李烨 刘记奎 苗芬 闻博
刘增丁

(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 曹卫良

(51)Int.Cl.
A61B 5/0452(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)

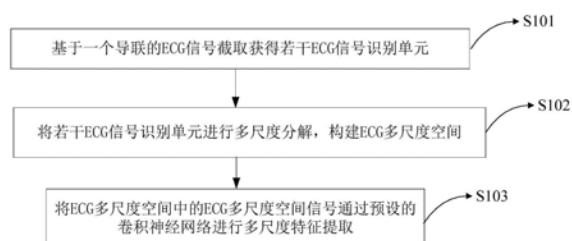
权利要求书2页 说明书11页 附图4页

(54)发明名称

一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置

(57)摘要

本发明涉及一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置。该方法及装置先基于一个导联的ECG信号截取获得ECG信号识别单元,并将ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;再将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。其中的ECG信号识别单元包括至少一个心动周期的波段,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,并通过预设的卷积神经网络能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变异特征具有较强的疾病判别能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。



1. 一种基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,包括以下步骤:

基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,所述ECG信号识别单元为一个导联的所述ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;

将若干所述ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;

将所述ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

2. 根据权利要求1所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元包括:

对一个导联的所述ECG信号进行关键点检测获取R波顶点,然后根据检测到的R波顶点位置对每个导联进行ECG信号识别单元截取,截取表达式为: $ECG_{cell} = ECG[R(n+k) - R(n)]$; 其中: $R(n+k) - R(n)$ 表示第n个R波顶点和第n+k个R波顶点间的ECG序列, $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots, 11$ 。

3. 根据权利要求2所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述k取值2。

4. 根据权利要求1所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述将若干所述ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间包括:

分别取12个导联的 ECG_{cell}^1 横向排列为二维矩阵A1, ECG_{cell}^2 横向排列为二维矩阵A2, ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵A3, $\dots$;然后将A1、A2、A3, $\dots$ 叠加为多维矩阵;其中 ECG_{cell}^1 、 ECG_{cell}^2 、 ECG_{cell}^3 、 $\dots$ 为所述ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式被分解的小波频带;

所述ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

$$c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1};$$

$$d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1};$$

其中c和d分别表示导联信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器,其中 $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,对所述ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式进行3尺度分解。

6. 根据权利要求1所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述预设的卷积神经网络结构设计为:输入层→卷积层1→卷积层2→池化层1→卷积层3→卷积层4→池化层2→卷积层5→池化层3→卷积层6→池化层4→卷积层7→全连接层1→全连接层2→SoftMax分类器→输出层。

7. 根据权利要求6所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,在所述预设的卷积神经网络结构中,使用ReLu函数作为激活函数;所述预设的卷积神经网络结构的训练阶段分别在全连接层1和全连接层2中加入Dropout操作;在所述预设的卷积神经网络结构中,在其目标函数中加入L2正则项。

8. 根据权利要求1所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述方法在基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元之前还包括:

对采集的导联ECG信号进行滤波处理。

9. 根据权利要求8所述的基于ECG的多尺度特征提取方法,其特征在于,所述对采集的导联ECG信号进行滤波处理包括:

通过小波技术去除导联ECG信号基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG信号的工频干扰。

10. 一种基于ECG的多尺度特征提取装置,其特征在于,包括:

识别单元截取单元,用于基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,所述ECG信号识别单元为一个导联的所述ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;

ECG多尺度空间构建单元,用于将若干所述ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;

多尺度特征提取单元,用于将所述ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及医学信息处理领域,具体而言,涉及一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置。

背景技术

[0002] 心肌梗死是最常见的一种心血管疾病,它主要是由于冠状动脉堵塞引起的对应下游心肌缺氧,进而导致该区域的心肌发生坏死。ECG是测量心脏电活动的主要工具,12导联ECG能够对应相应的心脏区域,被广泛的应用于心肌梗死的临床诊断中。在临床上,确定心肌梗死发生位置对于进一步的治疗有重要意义。有经验的临床医生可以根据多个导联发生病变的耦合关系来确定梗死发生的位置。例如,ST段太高和病理性Q波发生在V1导联和V2导联表明心肌梗死的位置可能发生在心脏前侧壁位置;类似的波形改变如果发生在II、III、aVF导联,则预示着梗死发生在心脏的下壁位置。然而,这种判断对于医生的经验往往会有很高的要求,而且是费时和费力的过程。因此,开发心肌梗死位置自动检测系统十分有必要。当前相关研究主要基于特征提取与传统机器学习相结合的方法,这些方法首先通过特征提取算法获取心肌梗死相关特征,如通过特征点检测算法获取Q波、R波、S波以及T波等,然后基于这些特征点提取相应的波形特征,最后使用传统机器学习算法(BP神经网络、SVM、K-NN等)对特征进行分类识别。

[0003] 但现有算法一般都需要进行Q波、R波、S波以及T波等的关键点检测,特征提取的准确性依赖于关键点检测的精准度,而关键点检测的精确度直接受到噪声的干扰,因此基于关键点检测的特征提取方法具有抗干扰能力弱的缺点;同时现有算法的模型泛化能力差,准确率低。

发明内容

[0004] 本发明实施例提供了一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置,以至少解决现有对ECG信号进行特征提取时无法提取更深层次的变异特征的技术问题。

[0005] 根据本发明的一实施例,提供了一种基于ECG的多尺度特征提取方法,包括以下步骤:

[0006] 基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;

[0007] 将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;

[0008] 将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

[0009] 进一步地,基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元包括:

[0010] 对一个导联的ECG信号进行关键点检测获取R波顶点,然后根据检测到的R波顶点位置对每个导联进行ECG信号识别单元截取,截取表达式为: $ECG_{cell} = ECG[R(n+k) - R(n)]$;其中: $R(n+k) - R(n)$ 表示第n个R波顶点和第n+k个R波顶点间的ECG序列, $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots$ 。

[0011] 进一步地,k取值2。

[0012] 进一步地,将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间包括:

[0013] 分别取12个导联的 ECG_{cell}^1 横向排列为二维矩阵A1, ECG_{cell}^2 横向排列为二维矩阵A2, ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵A3, ...; 然后将A1、A2、A3, ... 叠加为多维矩阵; 其中 ECG_{cell}^1 、 ECG_{cell}^2 、 ECG_{cell}^3 、... 为ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式被分解的小波频带;

[0014] ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

$$[0015] \quad c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1};$$

$$[0016] \quad d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1};$$

[0017] 其中c和d分别表示导联信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器,其中n、k=1,2,3,4,...

[0018] 进一步地,对ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式进行3尺度分解。

[0019] 进一步地,预设的卷积神经网络结构设计为:输入层→卷积层1→卷积层2→池化层1→卷积层3→卷积层4→池化层2→卷积层5→池化层3→卷积层6→池化层4→卷积层7→全连接层1→全连接层2→SoftMax分类器→输出层。

[0020] 进一步地,在预设的卷积神经网络结构中,使用ReLu函数作为激活函数;预设的卷积神经网络结构的训练阶段分别在全连接层1和全连接层2中加入Dropout操作;在预设的卷积神经网络结构中,在其目标函数中加入L2正则项。

[0021] 进一步地,该方法在基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元之前还包括:

[0022] 对采集的导联ECG信号进行滤波处理。

[0023] 进一步地,对采集的导联ECG信号进行滤波处理包括:

[0024] 通过小波技术去除导联ECG信号基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG信号的工频干扰。

[0025] 根据本发明的另一实施例,提供了一种基于ECG的多尺度特征提取装置,包括:

[0026] 识别单元截取单元,用于基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;

[0027] ECG多尺度空间构建单元,用于将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;

[0028] 多尺度特征提取单元,用于将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

[0029] 本发明实施例中的基于ECG的多尺度特征提取方法及装置,基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,并通过预设的卷积神经网络能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变

异特征具有较强的疾病判别能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

附图说明

[0030] 此处所说明的附图用来提供对本发明的进一步理解,构成本申请的一部分,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。在附图中:

[0031] 图1为本发明基于ECG的多尺度特征提取方法的流程图;

[0032] 图2为本发明基于ECG的多尺度特征提取方法的优选流程图;

[0033] 图3为本发明基于ECG的多尺度特征提取方法的去噪结果图;

[0034] 图4为本发明基于ECG的多尺度特征提取方法的ECG信号识别单元截取示意图;

[0035] 图5为本发明基于ECG的多尺度特征提取方法的3维多尺度空间构造原理图;

[0036] 图6为本发明基于ECG的多尺度特征提取装置的模块图;

[0037] 图7为本发明基于ECG的多尺度特征提取装置的优选模块图。

具体实施方式

[0038] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明方案,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,所描述的实施例仅仅是本发明一部分的实施例,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做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都应当属于本发明保护的范围。

[0039] 需要说明的是,本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本发明的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。实施例1

[0040] 根据本发明一实施例,提供了一种基于ECG的多尺度特征提取方法,参见图1,包括以下步骤:

[0041] S101:基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;

[0042] S102:将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间;

[0043] S103:将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

[0044] 本发明实施例中的基于ECG的多尺度特征提取方法,基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,并通过预设的卷积神经网络能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变异特征具有较强的疾病判别能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空

间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

[0045] 优选地,基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元包括:

[0046] 对一个导联的ECG信号进行关键点检测获取R波顶点,然后根据检测到的R波顶点位置对每个导联进行ECG信号识别单元截取,截取表达式为: $ECG_{cell} = ECG[R(n+k) - R(n)]$; 其中: $R(n+k) - R(n)$ 表示第n个R波顶点和第n+k个R波顶点间的ECG序列, $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots$ 。这种方法的优势是由于每个ECG信号识别单元包含一个连续完整的心动周期,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习。

[0047] 优选地,k取值2。该方法实际上是截取两个周期长度的ECG序列,其中包括第n个周期的后半周期(以R波前为前半周期,R波后为后半周期)、第n+1个完整心动周期以及第n+2个周期的前半周期。这种方法的优势是由于每个ECG信号识别单元包含一个连续完整的心动周期。

[0048] 优选地,将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解,构建ECG多尺度空间包括:

[0049] 分别取12个导联的 ECG_{cell}^1 横向排列为二维矩阵A1, ECG_{cell}^2 横向排列为二维矩阵A2, ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵A3, $\dots$;然后将A1、A2、A3, $\dots$ 叠加为多维矩阵;其中 ECG_{cell}^1 、 ECG_{cell}^2 、 ECG_{cell}^3 、 $\dots$ 为ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式被分解的小波频带;

[0050] ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

$$[0051] \quad c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1};$$

$$[0052] \quad d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1};$$

[0053] 其中c和d分别表示导联信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器,其中 $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots$ 。多尺度的信号足以表达出深层次的心肌梗死的心电图变异特征。

[0054] 优选地,对ECG信号识别单元根据ECG信号的多尺度空间构建公式进行3尺度分解。在本发明的前期实验中将其进行了3个尺度的分解,实验认为3尺度的信号足以表达出深层次的心肌梗死的心电图变异特征。

[0055] 优选地,预设的卷积神经网络结构设计为:输入层→卷积层1→卷积层2→池化层1→卷积层3→卷积层4→池化层2→卷积层5→池化层3→卷积层6→池化层4→卷积层7→全连接层1→全连接层2→SoftMax分类器→输出层。

[0056] 优选地,在预设的卷积神经网络结构中,使用ReLu函数作为激活函数;预设的卷积神经网络结构的训练阶段分别在全连接层1和全连接层2中加入Dropout操作;在预设的卷积神经网络结构中,在其目标函数中加入L2正则项。由于ReLu函数具有梯度不饱和及计算速度快的特点,从而能够快速实现收敛,因此本发明使用ReLu函数作为激活函数。为防止训练模型过拟合,本发明在训练阶段分别在全连接层1和全连接层2加入Dropout操作。为进一步防止训练模型过拟合,本发明在目标函数中加入了L2正则项,以获得稀疏的模型参数,提高模型泛化能力。

[0057] 优选地,参见图2,该方法在基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单

元之前还包括:

[0058] S100:对采集的导联ECG信号进行滤波处理,去除相关噪声干扰。

[0059] 优选地,对采集的导联ECG信号进行滤波处理包括:

[0060] 通过小波技术去除导联ECG信号基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG信号的工频干扰。

[0061] 下面以具体实施例,对本发明基于ECG的多尺度特征提取方法进行详细说明:

[0062] 本发明提出了基于小波变换与卷积神经网络相结合的多尺度特征提取方法,该方法能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变异特征不但具有较强的疾病判别能力,而且提高了特征抗噪声能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

[0063] 本发明的方法主要通过小波变换和卷积神经网络技术对12导联ECG信号进行分析,获取发病位置相关的空间特征,从而便于心肌梗死发生位置的预判,为医生进行病变位置预测提供重要的依据。本发明技术主要用于医院内医生的辅助诊断,并不能直接进行疾病的诊断。内容如下:

[0064] 首先对心电信号进行预处理,该步骤主要通过滤波技术实现信号去噪;第二步,通过波形检测算法获取ECG波形的R波顶点,用于ECG信号识别单元分割;第三,对分割的ECG单元进行多尺度分解,并进行多尺度空间构建,以获得多尺度的ECG空间信号;最后通过卷积神经网络进行疾病相关特征及空间特征提取,并通过softmax分类器实现发病位置的分类。

[0065] 本发明方法的详细流程如下:

[0066] (1).对采集的心电信号进行滤波处理,包括去基线漂移、工频干扰及其它噪声。首先通过小波技术去除基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG其它干扰噪声,去噪结果如图3所示。

[0067] (2).对ECG信号进行关键点检测获取R波顶点,对于12导联ECG信号,由于每个导联的R波位置差异极其微小,因此仅需对其中一个导联进行R波检测,然后根据检测到的R波顶点位置对每个导联进行ECG信号识别单元截取,截取表达式为: $ECG_{cell} = ECG[R(n+k) - R(n)]$; 其中: $R(n+k) - R(n)$ 表示第n个R波顶点和第n+k个R波顶点间的ECG序列(其中n、k=1, 2, 3, 4, ...), 在本发明的前期实验中将k设为2,直观的如图4所示。可以看出该方法实际上是截取两个周期长度的ECG序列,其中包括第n个周期的后半周期(以R波前为前半周期,R波后为后半周期)、第n+1个完整心动周期以及第n+2个周期的前半周期。这种方法的优势是由于每个ECG信号识别单元包含一个连续完整的心动周期,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,然后将该ECG信号识别单元归一化为400个采样点的长度。

[0068] (3).ECG多尺度空间构建:通过小波变换技术对截取的ECG信号识别单元进行多尺度分解,在本发明的前期实验中进行3个尺度的分解,实验认为3尺度的信号足以表达出深层次的心肌梗死的心电图变异特征,但不限于进行3尺度的分解。以前期实验研究中使用的3尺度小波分解为例,ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

[0069]
$$c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1};$$

$$[0070] \quad d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1};$$

[0071] 其中c和d分别表示导联信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器,其中n、k=1,2,3,4,...。原始ECG信号识别单元根据该小波分解公式被分解到3个小波频带上,分别用 ECG_{cell}^1 、 ECG_{cell}^2 、 ECG_{cell}^3 表示。ECG多尺度空间构建步骤为:首先分别取12个导联的 ECG_{cell}^1 横向排列为二维矩阵A1, ECG_{cell}^2 横向排列为二维矩阵A2, ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵A3;然后将A1、A2、A3叠加为3维矩阵,其表示如图5所示。

[0072] (4).将步骤(3)中构建的ECG多尺度空间信号通过卷积神经网络进行特征提取及疾病识别。该卷积神经网络结构设计为:输入层→卷积层1→卷积层2→池化层1→卷积层3→卷积层4→池化层2→卷积层5→池化层3→卷积层6→池化层4→卷积层7→全连接层1→全连接层2→SoftMax分类器→输出层。由于ReLu函数具有梯度不饱和及计算速度快的特点,从而能够快速实现收敛,因此本发明使用ReLu函数作为激活函数。为防止训练模型过拟合,本发明在训练阶段分别在全连接层1和全连接层2加入Dropout操作。为进一步防止训练模型过拟合,本发明在目标函数中加入了L2正则项,以获得稀疏的模型参数,提高模型泛化能力。

[0073] 为更清楚的定义本发明所采用的卷积神经网络结构,下面用符号化语言进行描述,其符号定义如下:

[0074] 1:第1个卷积层;

[0075] f^1 :第1层卷积核的尺寸;

[0076] p^1 :第1层padding的大小;

[0077] s^1 :第1层步长的大小;

[0078] n_c^l :第1层通道的个数;

[0079] n_f^l :第1层卷积核的个数;

[0080] 输入: $n_H^{l-1} \times n_W^{l-1} \times n_c^{l-1}$,表示l-1层输入的高、宽及通道数;

[0081] 输出: $n_H^l \times n_W^l \times n_c^l$,表示l-1层输出的高、宽及通道数;

[0082] 输出图像的大小: $n_H^l = \frac{n_H^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$, $n_W^l = \frac{n_W^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$;

[0083] 根据上述符号,卷积神经网络结构参数定义如下:

[0084] 输入层尺寸:400*12*3, $n_H^0 = 400$, $n_W^0 = 12$, $n_c^0 = 3$;

[0085] 卷积层1超参数: $f^1 = 3 * 2 * 3$, $s^1 = 1$, $p^1 = 0$, $n_f^1 = 32$ (卷积核个数);

[0086] 卷积层1输出尺寸:398*11*32, $n_H^1 = 398$, $n_W^1 = 11$, $n_c^1 = 32$ (通道个数);

[0087] 卷积层2超参数: $f^2 = 3 * 2 * 32$, $s^2 = 1$, $p^2 = 0$, $n_f^2 = 64$ (卷积核个数);

[0088] 卷积层2输出尺寸:396*10*64, $n_H^2 = 396$, $n_W^2 = 10$, $n_c^2 = 64$;

[0089] 池化层1超参数:平均池化滤波器尺寸 $f^3 = 2 * 1$, $s^3 = 2 * 1$, $p^3 = 0$, $n_f^3 = 64$;

- [0090] 池化层1输出尺寸: $198*10*64$, $n_H^3=198$, $n_W^3=10$, $n_C^3=64$;
- [0091] 卷积层3超参数: $f^4=3*2*64$, $s^4=1$, $p^4=0$, $n_f^4=128$ (卷积核个数);
- [0092] 卷积层3输出尺寸: $196*9*128$, $n_H^4=196$, $n_W^4=9$, $n_C^4=128$;
- [0093] 卷积层4超参数: $f^5=3*2*128$, $s^5=1$, $p^5=0$, $n_f^5=128$ (卷积核个数);
- [0094] 卷积层4输出尺寸: $194*8*128$, $n_H^5=194$, $n_W^5=8$, $n_C^5=128$;
- [0095] 池化层2超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^6=2*1$, $s^6=2*1$, $p^6=0$, $n_f^6=128$;
- [0096] 池化层2输出尺寸: $97*8*128$, $n_H^6=97$, $n_W^6=8$, $n_C^6=128$;
- [0097] 卷积层5超参数: $f^7=3*3*128$, $s^7=1$, $p^7=0$, $n_f^7=64$ (卷积核个数);
- [0098] 卷积层5输出尺寸: $95*6*64$, $n_H^7=95$, $n_W^7=6$, $n_C^7=64$;
- [0099] 池化层3超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^8=2*1$, $s^8=2*1$, $p^8=0$, $n_f^8=64$;
- [0100] 池化层3输出尺寸: $47*6*64$, $n_H^8=47$, $n_W^8=6$, $n_C^8=64$;
- [0101] 卷积层6超参数: $f^9=3*3*64$, $s^9=1$, $p^9=0$, $n_f^9=64$ (卷积核个数);
- [0102] 卷积层6输出尺寸: $45*3*64$, $n_H^9=45$, $n_W^9=3$, $n_C^9=64$;
- [0103] 池化层4超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^{10}=2*2$, $s^{10}=2*1$, $p^{10}=0$, $n_f^{10}=64$;
- [0104] 池化层4输出尺寸: $22*2*64$, $n_H^{10}=22$, $n_W^{10}=2$, $n_C^{10}=64$;
- [0105] 卷积层7超参数: $f^{11}=3*2*32$, $s^{11}=1$, $p^{11}=0$, $n_f^{11}=32$ (卷积核个数);
- [0106] 卷积层7输出尺寸: $20*1*32$, $n_H^{11}=20$, $n_W^{11}=1$, $n_C^{11}=32$;
- [0107] 全连接层1展开为 $20*32=640$ 的一维向量, 即神经元节点数为640, 训练过程中该层进行Dropout操作, 其中神经元的保留概率 $p=0.8$;
- [0108] 全连接层2中神经元节点数为128, 训练过程中该层进行Dropout操作, 其中神经元的保留概率 $p=0.8$;
- [0109] 输出层: 该层有6个输出节点, 该层输出结果通过SoftMax分类器进行判断, 将输出结果分为6类 (前壁心肌梗死、下壁心肌梗死、前侧壁心肌梗死、前间隔心肌梗死、下侧壁心肌梗死以及下后侧壁心肌梗死);
- [0110] (5). 本发明的前期实验在PTB数据库上进行训练与测试。
- [0111] 实施例二
- [0112] 根据本发明的另一实施例, 提供了一种基于ECG的多尺度特征提取装置, 参见图6, 包括:
- [0113] 识别单元截取单元201, 用于基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元, ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段;
- [0114] ECG多尺度空间构建单元202, 用于将若干ECG信号识别单元进行多尺度分解, 构建ECG多尺度空间;

[0115] 多尺度特征提取单元203,用于将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。

[0116] 本发明实施例中的基于ECG的多尺度特征提取装置,基于一个导联的ECG信号截取获得若干ECG信号识别单元,ECG信号识别单元为一个导联的ECG信号中包括至少一个心动周期的波段,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,并通过预设的卷积神经网络能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变异特征具有较强的疾病判别能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

[0117] 优选地,参见图7,该装置还包括:

[0118] 滤波处理单元200,用于对采集的导联ECG信号进行滤波处理。该滤波处理单元200通过小波技术去除导联ECG信号基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG信号的工频干扰。

[0119] 下面以具体实施例,对本发明基于ECG的多尺度特征提取装置进行详细说明:

[0120] 本发明提出了基于小波变换与卷积神经网络相结合的多尺度特征提取装置,该装置能够从心电信号中提取更深层次的变异特征,这种变异特征不但具有较强的疾病判别能力,而且提高了特征抗噪声能力,并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征,为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

[0121] 本发明的装置主要通过小波变换和卷积神经网络技术对12导联ECG信号进行分析,获取发病位置相关的空间特征,从而便于心肌梗死发生位置的预判,为医生进行病变位置预测提供重要的依据。本发明技术主要用于医院内医生的辅助诊断,并不能直接进行疾病的诊断。内容如下:

[0122] 首先对心电信号进行预处理,该步骤主要通过滤波技术实现信号去噪;第二步,通过波形检测算法获取ECG波形的R波顶点,用于ECG信号识别单元分割;第三,对分割的ECG单元进行多尺度分解,并进行多尺度空间构建,以获得多尺度的ECG空间信号;最后通过卷积神经网络进行疾病相关特征及空间特征提取,并通过softmax分类器实现发病位置的分类。

[0123] 本发明装置的详细流程如下:

[0124] 滤波处理单元200:对采集的心电信号进行滤波处理,包括去基线漂移、工频干扰及其它噪声。首先通过小波技术去除基线漂移,然后通过小波与巴特沃兹滤波器联合去噪方法去除ECG其它干扰噪声,去噪结果如图3所示。

[0125] 识别单元截取单元201:对ECG信号进行关键点检测获取R波顶点,对于12导联ECG信号,由于每个导联的R波位置差异极其微小,因此仅需对其中一个导联进行R波检测,然后根据检测到的R波顶点位置对每个导联进行ECG信号识别单元截取,截取表达式为: $ECG_{cell} = ECG[R(n+k) - R(n)]$;其中: $R(n+k) - R(n)$ 表示第n个R波顶点和第n+k个R波顶点间的ECG序列(其中 $n, k = 1, 2, 3, 4, \dots$),在本发明的前期实验中将k设为2,直观的如图4所示。可以看出该方法实际上是截取两个周期长度的ECG序列,其中包括第n个周期的后半周期(以R波前为前半周期,R波后为后半周期)、第n+1个完整心动周期以及第n+2个周期的前半周期。这种方法的优势是由于每个ECG信号识别单元包含一个连续完整的心动周期,将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习,然后将该ECG信号识别单元归一化为400个采样点的长度。

[0126] ECG多尺度空间构建单元202:通过小波变换技术对截取的ECG信号识别单元进行多尺度分解,在本发明的前期实验中将其进行了3个尺度的分解,实验认为3尺度的信号足以表达出深层次的心肌梗死的心电图变异特征,但不限于进行3尺度的分解。以前期实验研究中使用的3尺度小波分解为例,ECG信号的多尺度空间构建公式如下:

$$[0127] \quad c_k^j = \sum_n h(n-2k) * c_n^{j-1};$$

$$[0128] \quad d_k^j = \sum_n g(n-2k) * c_n^{j-1};$$

[0129] 其中c和d分别表示导联信号的近似和细节小波系数,h和g为对应的低通滤波器和高通滤波器,其中n、k=1,2,3,4,...。原始ECG信号识别单元根据该小波分解公式被分解到3个小波频带上,分别用 ECG_{cell}^1 、 ECG_{cell}^2 、 ECG_{cell}^3 表示。ECG多尺度空间构建步骤为:首先分别取12个导联的 ECG_{cell}^1 横向排列为二维矩阵A1, ECG_{cell}^2 横向排列为二维矩阵A2, ECG_{cell}^3 横向排列为二维矩阵A3;然后将A1、A2、A3叠加为3维矩阵,其表示如图5所示。

[0130] 多尺度特征提取单元203:将ECG多尺度空间构建单元202中构建的ECG多尺度空间信号通过卷积神经网络进行特征提取及疾病识别。该卷积神经网络结构设计为:输入层→卷积层1→卷积层2→池化层1→卷积层3→卷积层4→池化层2→卷积层5→池化层3→卷积层6→池化层4→卷积层7→全连接层1→全连接层2→SoftMax分类器→输出层。由于ReLU函数具有梯度不饱和及计算速度快的特点,从而能够快速实现收敛,因此本发明使用ReLU函数作为激活函数。为防止训练模型过拟合,本发明在训练阶段分别在全连接层1和全连接层2加入Dropout操作。为进一步防止训练模型过拟合,本发明在目标函数中加入了L2正则项,以获得稀疏的模型参数,提高模型泛化能力。

[0131] 为更清楚的定义本发明所采用的卷积神经网络结构,下面用符号化语言进行描述,其符号定义如下:

[0132] 1:第1个卷积层;

[0133] f^1 :第1层卷积核的尺寸;

[0134] p^1 :第1层padding的大小;

[0135] s^1 :第1层步长的大小;

[0136] n_c^1 :第1层通道的个数;

[0137] n_f^1 :第1层卷积核的个数;

[0138] 输入: $n_H^{l-1} \times n_w^{l-1} \times n_c^{l-1}$,表示1-1层输入的高、宽及通道数;

[0139] 输出: $n_H^l \times n_w^l \times n_c^l$,表示1-1层输出的高、宽及通道数;

[0140] 输出图像的大小: $n_H^l = \frac{n_H^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$, $n_w^l = \frac{n_w^{l-1} + 2 * p^l - f^l}{s^l} + 1$;

[0141] 根据上述符号,卷积神经网络结构参数定义如下:

[0142] 输入层尺寸:400*12*3, $n_H^0 = 400$, $n_w^0 = 12$, $n_c^0 = 3$;

[0143] 卷积层1超参数: $f^1 = 3 * 2 * 3$, $s^1 = 1$, $p^1 = 0$, $n_f^1 = 32$ (卷积核个数);

- [0144] 卷积层1输出尺寸: $398*11*32$, $n_H^1 = 398$, $n_W^1 = 11$, $n_c^1 = 32$ (通道个数);
- [0145] 卷积层2超参数: $f^2 = 3*2*32$, $s^2 = 1$, $p^2 = 0$, $n_f^2 = 64$ (卷积核个数);
- [0146] 卷积层2输出尺寸: $396*10*64$, $n_H^2 = 396$, $n_W^2 = 10$, $n_c^2 = 64$;
- [0147] 池化层1超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^3 = 2*1$, $s^3 = 2*1$, $p^3 = 0$, $n_f^3 = 64$;
- [0148] 池化层1输出尺寸: $198*10*64$, $n_H^3 = 198$, $n_W^3 = 10$, $n_c^3 = 64$;
- [0149] 卷积层3超参数: $f^4 = 3*2*64$, $s^4 = 1$, $p^4 = 0$, $n_f^4 = 128$ (卷积核个数);
- [0150] 卷积层3输出尺寸: $196*9*128$, $n_H^4 = 196$, $n_W^4 = 9$, $n_c^4 = 128$;
- [0151] 卷积层4超参数: $f^5 = 3*2*128$, $s^5 = 1$, $p^5 = 0$, $n_f^5 = 128$ (卷积核个数);
- [0152] 卷积层4输出尺寸: $194*8*128$, $n_H^5 = 194$, $n_W^5 = 8$, $n_c^5 = 128$;
- [0153] 池化层2超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^6 = 2*1$, $s^6 = 2*1$, $p^6 = 0$, $n_f^6 = 128$;
- [0154] 池化层2输出尺寸: $97*8*128$, $n_H^6 = 97$, $n_W^6 = 8$, $n_c^6 = 128$;
- [0155] 卷积层5超参数: $f^7 = 3*3*128$, $s^7 = 1$, $p^7 = 0$, $n_f^7 = 64$ (卷积核个数);
- [0156] 卷积层5输出尺寸: $95*6*64$, $n_H^7 = 95$, $n_W^7 = 6$, $n_c^7 = 64$;
- [0157] 池化层3超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^8 = 2*1$, $s^8 = 2*1$, $p^8 = 0$, $n_f^8 = 64$;
- [0158] 池化层3输出尺寸: $47*6*64$, $n_H^8 = 47$, $n_W^8 = 6$, $n_c^8 = 64$;
- [0159] 卷积层6超参数: $f^9 = 3*3*64$, $s^9 = 1$, $p^9 = 0$, $n_f^9 = 64$ (卷积核个数);
- [0160] 卷积层6输出尺寸: $45*3*64$, $n_H^9 = 45$, $n_W^9 = 3$, $n_c^9 = 64$;
- [0161] 池化层4超参数: 平均池化滤波器尺寸 $f^{10} = 2*2$, $s^{10} = 2*1$, $p^{10} = 0$, $n_f^{10} = 64$;
- [0162] 池化层4输出尺寸: $22*2*64$, $n_H^{10} = 22$, $n_W^{10} = 2$, $n_c^{10} = 64$;
- [0163] 卷积层7超参数: $f^{11} = 3*2*32$, $s^{11} = 1$, $p^{11} = 0$, $n_f^{11} = 32$ (卷积核个数);
- [0164] 卷积层7输出尺寸: $20*1*32$, $n_H^{11} = 20$, $n_W^{11} = 1$, $n_c^{11} = 32$;
- [0165] 全连接层1展开为 $20*32 = 640$ 的一维向量, 即神经元节点数为640, 训练过程中该层进行Dropout操作, 其中神经元的保留概率 $p = 0.8$;
- [0166] 全连接层2中神经元节点数为128, 训练过程中该层进行Dropout操作, 其中神经元的保留概率 $p = 0.8$;
- [0167] 输出层: 该层有6个输出节点, 该层输出结果通过SoftMax分类器进行判断, 将输出结果分为6类 (前壁心肌梗死、下壁心肌梗死、前侧壁心肌梗死、前间隔心肌梗死、下侧壁心肌梗死以及下后侧壁心肌梗死);
- [0168] 本发明的前期实验在宾州树岸 (Penn Tree Bank, PTB) 数据库上进行训练与测试。
- [0169] 本发明基于ECG的多尺度特征提取方法及装置的创新点至少在于:
- [0170] 1. ECG信号识别单元分割的方式, 即通过截取第n个R波和第n+k个R波顶点间的片

段作为识别单元；

[0171] 2.采用对ECG信号识别单元进行多尺度分解的方法获得多尺度ECG信号识别单元，以获得深层次心肌梗死相关特征；

[0172] 3.本发明设计了适合卷积神经网络输入的ECG多尺度空间构建方法；

[0173] 4.本发明独特设计的卷积神经网络结构；

[0174] 5.为防止过拟合，本发明在训练阶段分别在全连接层1和全连接层2加入Dropout操作，并在目标函数中加入L2正则项。

[0175] 本发明具有准确率高、抗干扰能力强的优势；本发明最少需要两个心电周期就能完成心肌梗死区域的定位，为病人抢救节约黄金时间。本发明已在专业的PTB数据库上进行了模型训练，并在独立数据集上进行了测试验证，模型准确率达到97%。

[0176] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

[0177] 在本发明的上述实施例中，对各个实施例的描述都各有侧重，某个实施例中沒有详述的部分，可以参见其他实施例的相关描述。

[0178] 在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的技术内容，可通过其它的方式实现。其中，以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的，例如单元的划分，可以为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口，单元或模块的间接耦合或通信连接，可以是电性或其它的形式。

[0179] 作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0180] 另外，在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0181] 集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可为个人计算机、服务器或者网络设备等）执行本发明各个实施例方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U盘、只读存储器（ROM, Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM, Random Access Memory）、移动硬盘、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0182] 以上所述仅是本发明的优选实施方式，应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理的前提下，还可以做出若干改进和润饰，这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

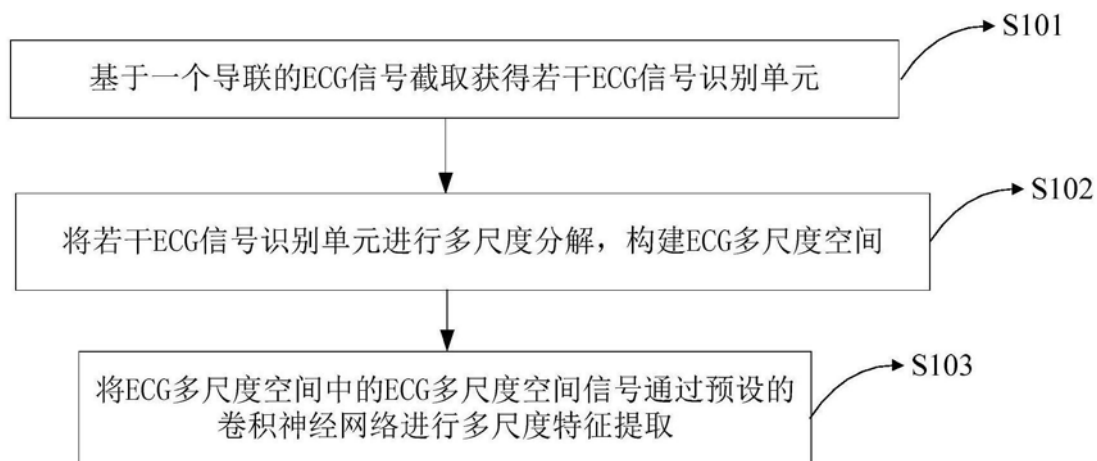


图1

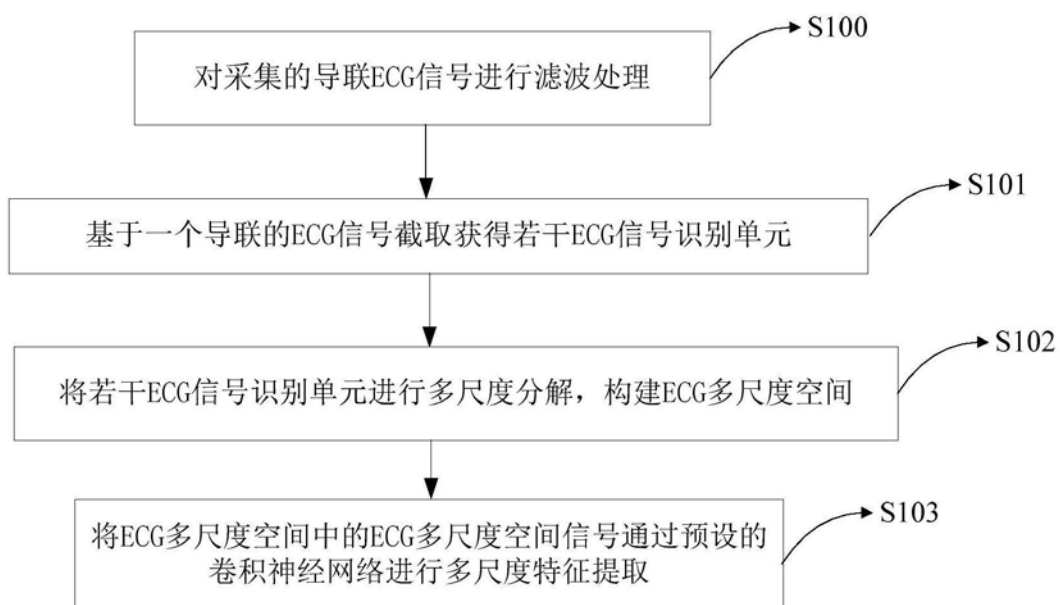


图2

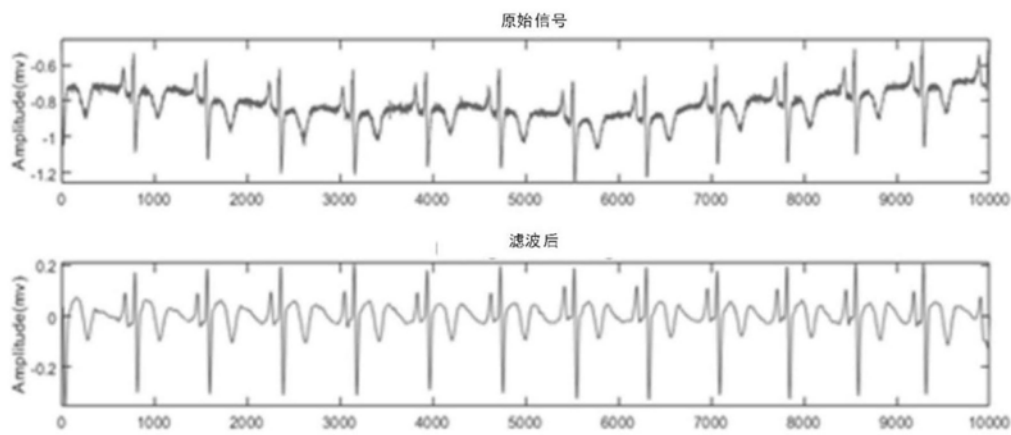


图3

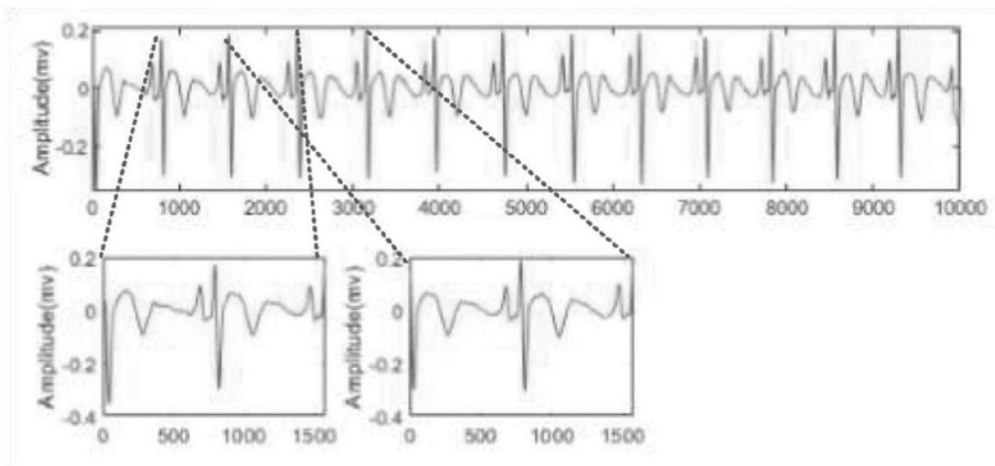


图4

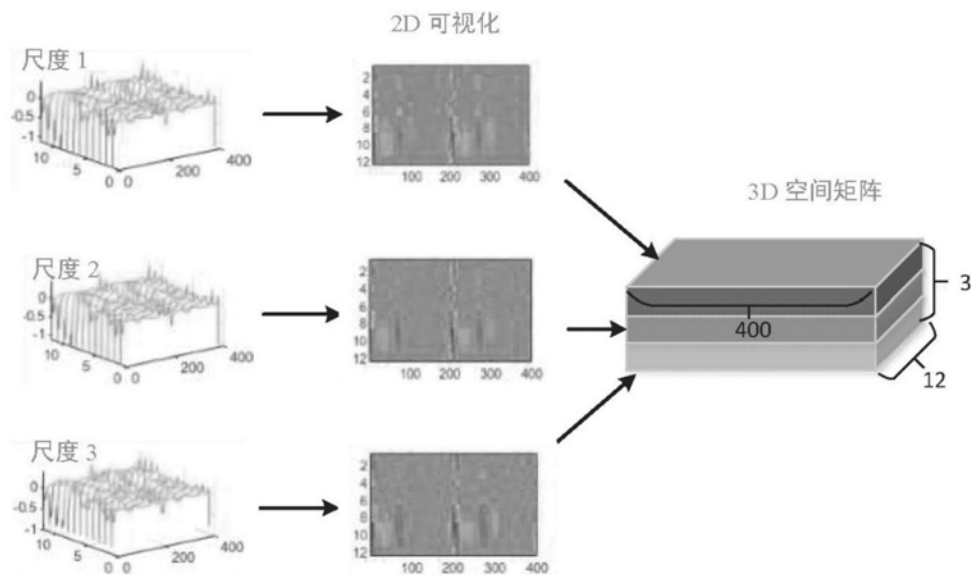


图5

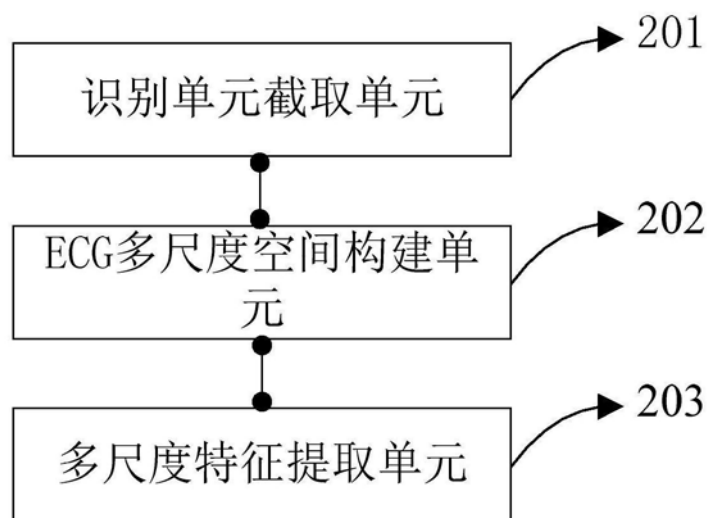


图6

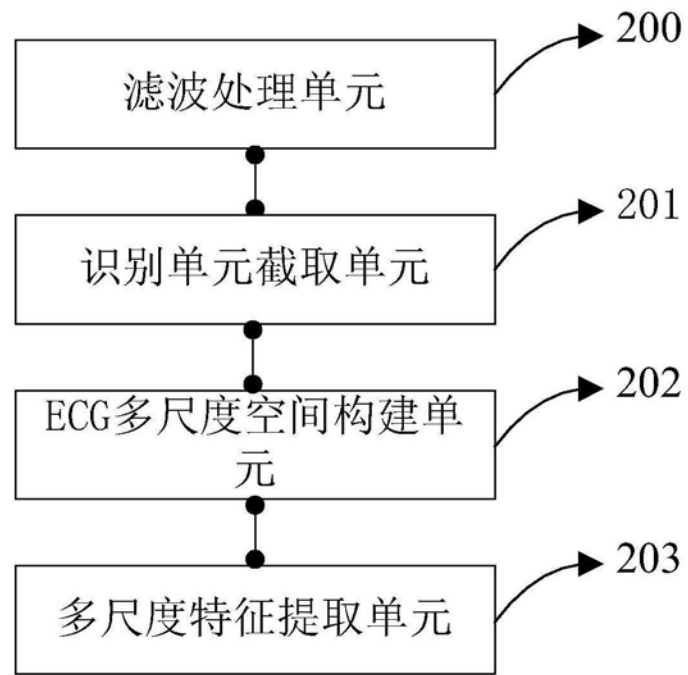


图7

专利名称(译)	一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置		
公开(公告)号	CN110495877A	公开(公告)日	2019-11-26
申请号	CN201910774189.2	申请日	2019-08-21
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
[标]发明人	李焯 刘记奎 苗芬 闻博 刘增丁		
发明人	李焯 刘记奎 苗芬 闻博 刘增丁		
IPC分类号	A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0452 A61B5/04525 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于ECG的多尺度特征提取方法及装置。该方法及装置先基于一个导联的ECG信号截取获得ECG信号识别单元，并将ECG信号识别单元进行多尺度分解，构建ECG多尺度空间；再将ECG多尺度空间中的ECG多尺度空间信号通过预设的卷积神经网络进行多尺度特征提取。其中的ECG信号识别单元包括至少一个心动周期的波段，将更加有利于卷积神经网络进行心肌梗死的心电图变异特征与空间特征学习，并通过预设的卷积神经网络能够从心电信号中提取更深层次的变异特征，这种变异特征具有较强的疾病判别能力，并根据卷积神经网络的空间学习能力获取发病位置相关的空间特征，为医生进行心肌梗死的位置预判具有重要的实际参考价值。

