



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110897635 A

(43)申请公布日 2020.03.24

(21)申请号 201911407260.X

G06T 7/40(2017.01)

(22)申请日 2019.12.31

G06T 7/90(2017.01)

(71)申请人 中国海洋大学

地址 266100 山东省青岛市崂山区松岭路  
238号

(72)发明人 王爽 李臻 魏志强

(74)专利代理机构 苏州国卓知识产权代理有限公司 32331

代理人 张晓丽

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06T 7/11(2017.01)

G06T 7/136(2017.01)

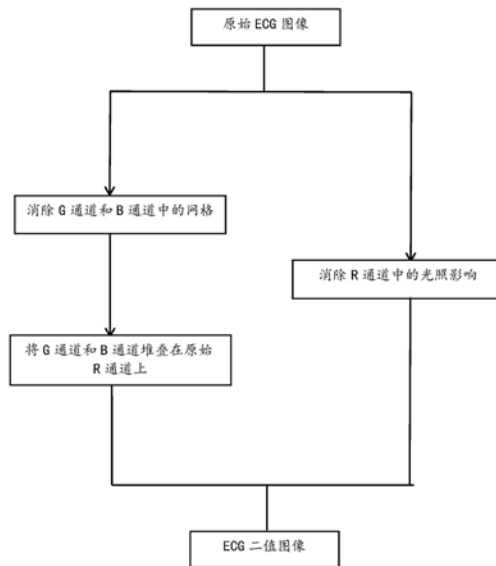
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

真实场景下心电图信号提取和识别的方法

(57)摘要

本发明提出了一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法,包括如下步骤:步骤1、采用分层算法对真实场景中的ECG进行二值图像提取,步骤2、采用角点检测选择可成为QRS的候选点作为候选点集,步骤3、在候选点集上对QRS进行特征提取,步骤4、在候选点集上进行QRS特征融合的QRS识别,从真实场景中的ECG图像中自动提取ECG二值图像,并基于融合图像特征的QRS识别方法,借此,本发明具有能够在真实场景下实现心电图的信号提取和识别的优点。



1. 一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1、采用分层算法对真实场景中的ECG进行二值图像提取;

步骤2、采用角点检测选择可成为QRS的候选点作为候选点集;

步骤3、在候选点集上对QRS进行特征提取;

步骤4、在候选点集上进行QRS特征融合的QRS识别。

2. 根据权利要求1所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述步骤1中真实场景中ECG的图像包括三个通道,三个通道分别为R通道、G通道和B通道,每个通道下的图像分别描述为 $R(m, n)$ ,  $G(m, n)$  和  $B(m, n)$ , 其中 $m$ 代表矩阵的行数, $n$ 代表矩阵的列数。

3. 根据权利要求2所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,每个所述通道的矩阵像素值为0-255。

4. 根据权利要求3所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述步骤1中分层算法包括第一层算法和第二层算法,其中第一层算法用于对G通道和B通道中的网格进行消除,第二层算法用于消除R通道中光照的影响。

5. 根据权利要求4所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述第一层算法的操作步骤如下:

步骤1、在G通道和B通道的频域中使用二维傅里叶变换和巴特沃斯滤波器去除网格;

步骤2、通过逆傅里叶变换将步骤1中的G通道和B通道转换回空间域;

步骤3、将转回空间域的G通道和B通道堆叠在原始R通道上,以获得输出三通道图像。

6. 根据权利要求4所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述第二层算法的操作步骤如下:

步骤1、将R通道 $R(m, n)$ 的矩阵划分为若干不重叠的图像块,其步幅为图像高度的十分之一;

步骤2、通过计算每个图像块的方差,将所有图像块的方差的平均值定义为阈值,方差大于阈值的图像块包含信号,方差小于阈值的图像块设置为背景;

步骤3、将图像块重新组装即为ECG的二值化图像。

7. 根据权利要求1所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述步骤2中采用角点检测选择包括采用Harris角点检测提取2D图像中的角点。

8. 根据权利要求1所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述步骤3中特征提取的方法包括R的局部纹理特征和形状特征的组合、QS的局部纹理特征和空间特征的组合。

9. 根据权利要求1所述的真实场景下心电图信号提取和识别的方法,其特征在于,所述步骤4中QRS特征融合为基于局部纹理特征和形态特征进行融合特征,其操作步骤如下:

步骤1、通过LBP描述QRS的局部纹理特征;

步骤2、确定ECG二值图像中的R点,从R点像左侧扫描其余点用于定位Q峰,从R点像右侧扫描其余点用于定位S峰,描述QRS的形态特征;

步骤3、对QRS的局部纹理特征和形态特征进行融合特征,R的融合特征描述如下:

$$W(p, R) = \alpha \times P_{LBP}(p=R) + \beta \times fre_{ampli}(p \in R)$$

其中 $p$ 是候选点, $P_{LBP}(p=R)$ 是计算的LBP特征概率, $fre_{ampli}(p \in R)$ 可从频率直方图中得到, $\alpha$

代表局部纹理特征所占的权重, $\beta$ 代表形态特征所占的权重;

Q的融合特征描述如下:

$$W(p, Q) = \alpha \times P_{LBP}(p=Q) + \beta \times fre_{HDR}(p \in Q)$$

其中p是候选点, $P_{LBP}(p=Q)$ 是计算的LBP特征概率, $fre_{HDR}(p \in Q)$ 可从频率直方图中得到, $\alpha$ 代表局部纹理特征所占的权重, $\beta$ 代表形态特征所占的权重。

## 真实场景下心电图信号提取和识别的方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于心电图技术领域,特别涉及一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法。

### 背景技术

[0002] 根据美国心脏协会的报告,美国成年人中有11.5% (2760万) 被诊断出患有心脏病。心电图 (ECG) 是心脏电活动的记录,是诊断心血管疾病的重要临床工具。准确、长期的心电图记录不仅可以帮助评估心脏或其他与循环有关的疾病的功能改变,特别是对于患有心脏问题的不健康人群或用于胎儿心率检测的孕妇人群,提供宝贵的临床数据也有利于医学研究。但是,大多数ECG设备 (包括记录胎儿心跳的常规12导联心电图仪和心动描记仪) 仍提供纸质报告。这些数字化高质量的ECG信号并不总是保留在机器中。实际上,在大多数情况下,ECG记录仅在个人保存的打印输出临床报告中可用。由于这些纸质报告不便于收集,存储和分析,这进一步阻碍了电子病历 (EHR) 的普及,并给数据管理带来了问题。

[0003] 通常,在真实场景的ECG信号提取任务中需要解决两个问题。第一个是网格去除。心电图图像中的网格是测量信号的辅助工具。网格的组织形式完全为 $1\text{mm} \times 1\text{mm}$ 正方形单位,其中一个水平单位表示0.04秒,垂直单位表示0.1mV。移除这些网格是一项艰巨的任务,尤其是在具有不同照明环境的真实场景中获得的照片中,因为这些图像的低质量会导致部分网格难以区分并且无法准确移除。其次,在实景拍摄时应解决照明不均的问题。这个问题使网格去除任务变得更加困难,因为不同照明部分的ECG迹线和网格应单独处理。据我们所知,对真实场景中的ECG图像处理的研究仍然相对较少。关于消除网格,大多数努力致力于扫描的ECG图像,其中不存在照明问题。这些方法主要遵循彩色图像-灰度图像-二值图像的过程,然后将二值图像转换为一维 (1D) 数字信号。这些技术在扫描的图像上取得了良好的性能,但是对于实际场景而言,它们仍然不够强大。

[0004] Mitra提出了一种基于阈值的非扫描ECG图片的ECG提取方法,部分解决了网格去除和光线不足的问题。然而,所提出的方法另外引起边缘噪声和ECG信号信息的损失。

[0005] 依靠提取的ECG二值图像,可以确定ECG的一些基本属性。QRS波是指正常心电图中心幅度最大的波群,反映心室除极的全过程,对应于心室的去极化,具有重要的临床意义。QRS复合物的结构,持续时间和幅度是心血管疾病的重要指标和证据,包括传导异常,心室肥大和心肌梗塞等。

[0006] 目前,已经提出了许多QRS识别方法,并取得了良好的效果。小波变换,希伯特变换和QRS波形模板全部用于QRS识别。还有其他一些利用自适应滤波器来识别QRS的方法。此外,还为ECG生物特征识别引入了深度学习方法。将这些方法应用于一维心电信号,重点关注一维信号的特性。但是,ECG形态特征在疾病诊断中起着至关重要的作用,可通过2D图像进行可视化。如果将某些特殊的图像特征 (例如局部纹理特征和形态特征) 转换为一维信号,则会导致部分信息丢失。由于这个考虑,一维ECG信号被投影到包括P波,QRS复数和T波的2D空间上,用于基于卷积网络的用户识别。在ECG二值图像中,尤其是对于真实场景图像,

很少有直接识别QRS的方法。ECG图像中用于QRS识别的储水功能将波峰部分标记为R,将低谷部分标记为S或Q,将QRS复合体视为储层。它捕获了QRS的一般形状,但是当QS高度差异很大时,对于QRS复杂对象来说并不健壮。

## 发明内容

[0007] 本发明提出一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法,能够在真实场景下实现心电图的信号提取和识别。

[0008] 本发明的技术方案是这样实现的:一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法,包括如下步骤:

[0009] 步骤1、采用分层算法对真实场景中的ECG进行二值图像提取;

[0010] 步骤2、采用角点检测选择可成为QRS的候选点作为候选点集;

[0011] 步骤3、在候选点集上对QRS进行特征提取;

[0012] 步骤4、在候选点集上进行QRS特征融合的QRS识别。

[0013] 作为一种优选的实施方式,真实场景中ECG的图像包括三个通道,三个通道分别为R通道、G通道和B通道,每个通道下的图像分别描述为 $R(m, n)$ ,  $G(m, n)$ 和 $B(m, n)$ ,其中 $m$ 代表矩阵的行数, $n$ 代表矩阵的列数。

[0014] 作为一种优选的实施方式,每个通道的矩阵像素值为0-255。

[0015] 作为一种优选的实施方式,分层算法包括第一层算法和第二层算法,其中第一层算法用于对G通道和B通道中的网格进行消除,第二层算法用于消除R通道中光照的影响。

[0016] 作为一种优选的实施方式,第一层算法的操作步骤如下:

[0017] 步骤1、在G通道和B通道的频域中使用二维傅里叶变换和巴特沃斯滤波器去除网格;

[0018] 步骤2、通过逆傅里叶变换将步骤1中的G通道和B通道转换回空间域;

[0019] 步骤3、将转回空间域的G通道和B通道堆叠在原始R通道上,以获得输出三通道图像。

[0020] 作为一种优选的实施方式,第二层算法的操作步骤如下:

[0021] 步骤1、将R通道 $R(m, n)$ 的矩阵划分为若干不重叠的图像块,其步幅为图像高度的十分之一;

[0022] 步骤2、通过计算每个图像块的方差,将所有图像块的方差的平均值定义为阈值,方差大于阈值的图像块包含信号,方差小于阈值的图像块设置为背景;

[0023] 步骤3、将图像块重新组装即为ECG的二值化图像。

[0024] 作为一种优选的实施方式,采用角点检测选择包括采用Harris角点检测提取2D图像中的角点。

[0025] 作为一种优选的实施方式,特征提取的方法包括R的局部纹理特征和形状特征的组合、QS的局部纹理特征和空间特征的组合。

[0026] 作为一种优选的实施方式,QRS特征融合为基于局部纹理特征和形态特征进行融合特征,其操作步骤如下:

[0027] 步骤1、通过局部二进制模式(LBP)描述QRS的局部纹理特征;

[0028] 步骤2、确定ECG二值图像中的R点,从R点像左侧扫描其余点用于定位Q峰,从R点像

右侧扫描其余点用于定位S峰,描述QRS的形态特征;

[0029] 步骤3、对QRS的局部纹理特征和形态特征进行融合特征,R的融合特征描述如下:

[0030]  $W(p,R) = \alpha \times P_{LBP}(p=R) + \beta \times fre_{ampli}(p \in R)$

[0031] 其中p是候选点, $P_{LBP}(p=R)$ 是计算的LBP特征概率, $fre_{ampli}(p \in R)$ 可从频率直方图中得到, $\alpha$ 代表局部纹理特征所占的权重, $\beta$ 代表形态特征所占的权重;

[0032] Q的融合特征描述如下:

[0033]  $W(p,Q) = \alpha \times P_{LBP}(p=Q) + \beta \times fre_{HDR}(p \in Q)$

[0034] 其中p是候选点, $P_{LBP}(p=Q)$ 是计算的LBP特征概率, $fre_{HDR}(p \in Q)$ 可从频率直方图中得到, $\alpha$ 代表局部纹理特征所占的权重, $\beta$ 代表形态特征所占的权重。

[0035] 采用了上述技术方案后,本发明的有益效果是:

[0036] 1、介绍了一种基于通道的分层方案,用于从真实场景中的ECG图像中自动提取ECG二值图像。这两层分别旨在根据不同通道的属性去除网格线和阴影,但它们也可以相互补充,最终生成纯ECG二值图像。

[0037] 2、为了解决照明不均匀的问题,提出了一种自适应滤波算法。图像切分为小块,并设计了滤波器以消除每个图像块中的阴影。如果每个图像块的值分布发生更改,则滤波器会自适应更改,以始终使阴影成为背景。

[0038] 3、提出了一种基于融合图像特征的QRS识别方法。这提供了一种利用QRS波群的空间特征进行疾病诊断的方法,采用候选点集策略作进一步的计算优化。

## 附图说明

[0039] 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,下面描述中的附图仅仅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性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0040] 图1为真实场景心电图处理的流程示意图;

[0041] 图2为Q点和S点集合的序列示意图。

## 具体实施方式

[0042] 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。

[0043] 如图1所示,一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法,包括如下步骤:

[0044] 步骤1、采用分层算法对真实场景中的ECG进行二值图像提取;

[0045] 步骤2、采用角点检测选择可成为QRS的候选点作为候选点集;

[0046] 步骤3、在候选点集上对QRS进行特征提取;

[0047] 步骤4、在候选点集上进行QRS特征融合的QRS识别。

[0048] 从真实场景ECG图像中自动进行数字ECG信号提取和正常QRS识别包括两个部分:ECG二值图像提取和使用特征融合的正常QRS识别。真实场景中提取ECG二值图像采用分层

算法,其中第一层关注信号完整性,第二层关注信号纯度。

[0049] 彩色图像通常包含三个通道:R通道(红色)、G通道(绿色)和B通道(蓝色)。每个通道下的图像可以分别描述为矩阵 $R(m,n)$ 、 $G(m,n)$ 和 $B(m,n)$ 。 $m$ 和 $n$ 代表矩阵的行数和列数。每个通道的矩阵像素值在0-255之间。由于不同的图像通道具有其自身的特征,因此像素值的梯度和分布是完全不同的。像素值通过每个通道中的三均值聚类分为三个级别。

[0050] 照明效果在R通道中更为明显,而网格线大多出现在G通道和B通道中。因此在R通道、G通道和B通道上实现了由两层组成的ECG二值图像分层提取算法。

[0051] 第一层算法在G通道和B通道上实现,以进行网格过滤。由于网格本身拥有相对较高的频率,因此可以在G通道和B通道的频域中较好的将其删除。在G通道和B通道的频域中使用二维傅里叶变换和巴特沃斯滤波器来去除网格,然后通过逆傅里叶变换将这两个通道转换回空间域。最后,将这两个处理过的通道堆叠在原始R通道上,以获得输出三通道图像。

[0052] 针对R通道,第二层在其上进行自适应滤波算法(AFA),以消除光照的影响。具体地,首先将R通道 $R(m,n)$ 的矩阵划分为许多不重叠的图像块,其步幅为图像高度的十分之一。下一步是自适应地确定某个图像块是否包含信号,这可以通过计算每个图像块的方差来确定,该方差指示该图像块的离散程度。在包含ECG信号的图像块中,方差往往比背景块大(分散性更大)。通过将所有图像块的方差的平均值定义为阈值,从而将所有这些图像块分类为两类。方差大于阈值的变量实际上是包含信号的图像块类,方差小于阈值的图像块作为背景。在包含信号的每一个图像块内,根据不同图像块的像素值分布不同,自适应生成滤波算子,对包含信号的图像块进行滤波,区分信号点和背景点,进行图像块内信号的剥离,在背景块内,所有图像像素值设置为0。最后,将这些图像块重新组装为整个二值化图像。

[0053] 具有特征融合的QRS识别在ECG二值图像上实现,设计了由形态特征和局部纹理特征组成的特征融合。根据图像中出现的角点共性筛选QRS候选点。在此候选集上执行使用QRS特征融合的QRS识别。此外,还可以基于ECG二值图像提取一维信号。

[0054] 为了最小化计算成本,在特征提取之前,首先使用角点检测来选择一系列可能为Q、R、S的候选点作为候选点集。Q、R、S点主要是2D图像中的角点,可以使用Harris角点检测较好的提取它们。

[0055] 对于QRS识别,我们的算法是基于局部纹理特征和形态特征的融合特征进行的。不同种类的点的特征是不同的。因此,使用了两种不同的特征提取方法:R的局部纹理特征和形状特征的组合、Q、S的局部纹理特征和空间特征的组合。

[0056] QRS点与其他候选点不同的特征之一是,与其他候选点相比,它们倾向于具有陡峭的梯度(峰形)。这种独特的局部形态可以用局部二进制模式(LBP)较好的描述,LBP是一种经过精心设计的局部纹理描述符,它考虑了每个点附近的相邻像素的信息。具体来说,针对每个候选点获得 $3 \times 3$ 的局部网格。如果邻居点的值大于中心点,则将其分配为1,否则将其分配为0。八个邻居的像素值(0或1)的权重为 $2^n$ ( $n$ 为 $3 \times 3$ 网格,范围从0到7)。所有加权像素值的总和是中心像素的最终LBP特征值,LBP值的范围是0到255。

[0057] QRS复合体具有自己独特的形态学特性。例如,R始终是易于确定的最高点,而随后可以通过计算适当的水平距离并从检测到的R向左(对于Q)和右(对于S)扫描其余点来定位Q和S峰,这些属性正是所提取的形态特征。首先确定R,因为使用幅度特征相对容易识别。在

一个表现正常的心电波形中,R幅值多数情况下是最大的,训练过程中统计所有R的幅值,不同R幅值建立了频率统计直方图,根据待监测点的R的幅值,可得到其幅值属于R的概率  $fre_{ampli}(p \in R)$ 。

[0058] 在训练过程中建立了指示R振幅值分布的频率直方图。R点的特征融合包含LBP值和振幅值,R的融合特征可描述如下:

$$[0059] \quad W(p, R) = \alpha \times P_{LBP}(p=R) + \beta \times fre_{ampli}(p \in R)$$

[0060] 其中p是候选点,  $P_{LBP}(p=R)$  是计算的LBP特征概率,  $fre_{ampli}(p \in R)$  可从频率直方图中得到,  $\alpha$  代表局部纹理特征所占的权重,  $\beta$  代表形态特征所占的权重。

[0061] 每个候选点p的LBP值都分布在一个值集中(定义为LBPQ、LBPR、LBPS)。以R为例,训练过程中,有n个R点,且他们的值存储在LBPR中,则候选点p被预测为R的概率是:

$$[0062] \quad P_{LBP}(p=R) = \frac{\sum_{i=1}^n f_{LBP}(p, p_i)}{n}$$

[0063] 其中  $p_i$  是训练过程中标记R点,  $f_{LBP}$  是一个用来比较两个点LBP值的函数。

$$[0064] \quad f_{LBP}(p_x, p_y) = \begin{cases} 1 & \text{if } LBP(p_x) = LBP(p_y) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

[0065]  $p_x, p_y$  是两个不同的点,若两者的LBP值相等,返回1,若两者的LBP值不相等,返回0。

[0066] QR或RS的水平距离被用作Q和S的全局形态特征。具体而言,计算每个点与最近的R峰之间的距离,并将其称为距R的水平距离Horizontal Distance from R(HDR)。类似于R振幅的频率直方图,在训练过程中还针对Q和S获得了两个HDR频率直方图。Q和S点的特征融合包含LBP值和HDR值,即Q的融合特征可描述如下:

$$[0067] \quad W(p, Q) = \alpha \times P_{LBP}(p=Q) + \beta \times fre_{HDR}(p \in Q)$$

[0068] 其中p是候选点,  $P_{LBP}(p=Q)$  是计算的LBP特征概率,  $fre_{HDR}(p \in Q)$  可从频率直方图中得到,  $\alpha$  代表局部纹理特征所占的权重,  $\beta$  代表形态特征所占的权重。

[0069] 如图2所示,在真实场景的ECG图像中,单导联中有多个波形。该算法首先识别ECG图像中相应QRS结合物中的所有R点。将候选集中具有最大y坐标的点定义为整个ECG图像的  $R_{peak}$ 。  $ampli(p)$  是属于候选点集的点p的振幅。如果存在满足下列等式的候选点,则将该点视为标记为  $R_c$ , 是R点的候选。

$$[0070] \quad ampli(R_{peak}) - ampli(c_i) < \frac{1}{4} ampli(R_{peak}) \quad (c_i \in C)$$

[0071] 如果这里有些候选点  $R_c$  的值在x坐标的距离小于1/6的RR间期,有最大  $W(p, R)$  的点就是每个波形的最终R点。

[0072] 在连续的ECG信号中,Q或S点位于两个相邻的R点之间。可以通过从确定的R向两个方向扫描来确定Q和S。因此,通过收集两个相邻R之间的候选点,可以生成包含可能的Q和S点集合的两个序列(即SQ和SS)。

[0073] 最终,QRS组合由Q、R、S三个点共同确定,使用融合特征的合并概率计算为:

$$[0074] \quad F(q, r, s) = W(q, Q) \times W(r, R) \times W(s, S) \quad (q \in S_q, r \in R_c, s \in S_s)$$

[0075] 其中,  $W(q, Q)$  指对应点属于Q的概率,  $W(r, R)$  指对应点属于R的概率,  $W(s, S)$  指对应点属于S的概率。

[0076] 在多个三点组合中,取概率最大的三点组合为最终的QRS组合,要想三个点的概率最大,即每个点预测对应目标点的概率最大。

[0077] 除了直接从ECG二值图像中识别QRS之外,还可以提取一维ECG信号。由于图像在数学上由 $m \times n$ 像素矩阵表示。并且,由25个小网格组成的每个大网格在初始图像中用 $g_v \times g_s$ 像素矩阵作数学表示。每个大网格表示高度为0.5mV,长度为0.2ms。根据栅格像素与实际值的比率,可以计算出ECG信号中每个点的时间位置和幅度,如下所示:

$$[0078] \quad mvRate = \frac{g_v}{0.5}$$

$$[0079] \quad msRate = \frac{g_s}{0.2}$$

$$[0080] \quad p_{mv} = \frac{P_{row}}{mvRate}$$

$$[0081] \quad p_{ms} = \frac{P_{col}}{msRate}$$

[0082] 其中, $g_v$ 是每行的像素值, $mvRate$ 是幅值和像素的比率, $g_s$ 是像素的列数, $msRate$ 是时间和像素的比率, $p_{row}$ 是点p的行值, $p_{mv}$ 是对应点p的幅值, $p_{col}$ 是点p的的列值, $p_{ms}$ 是对应点p的时间位置。

[0083] 以上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、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

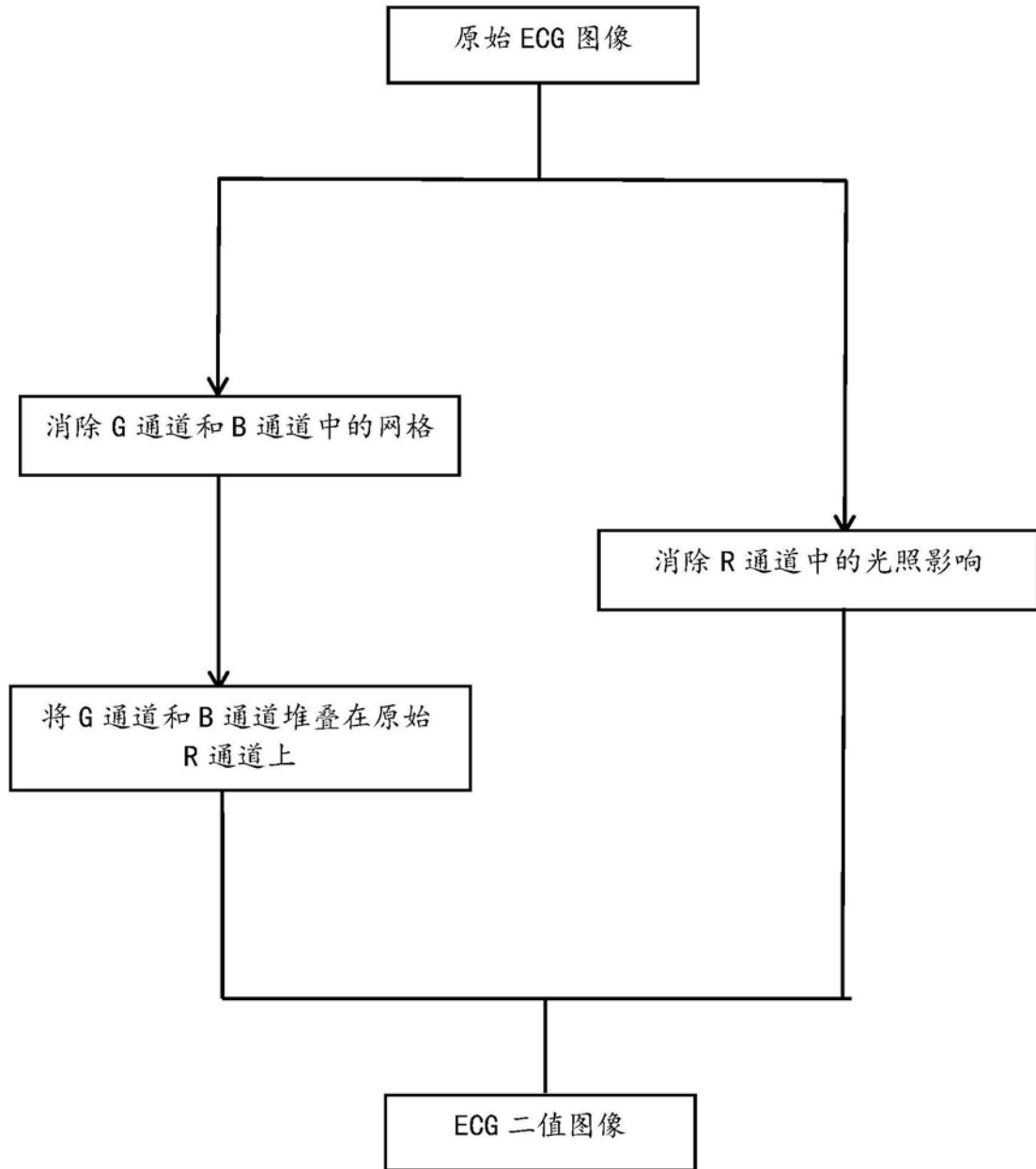


图1

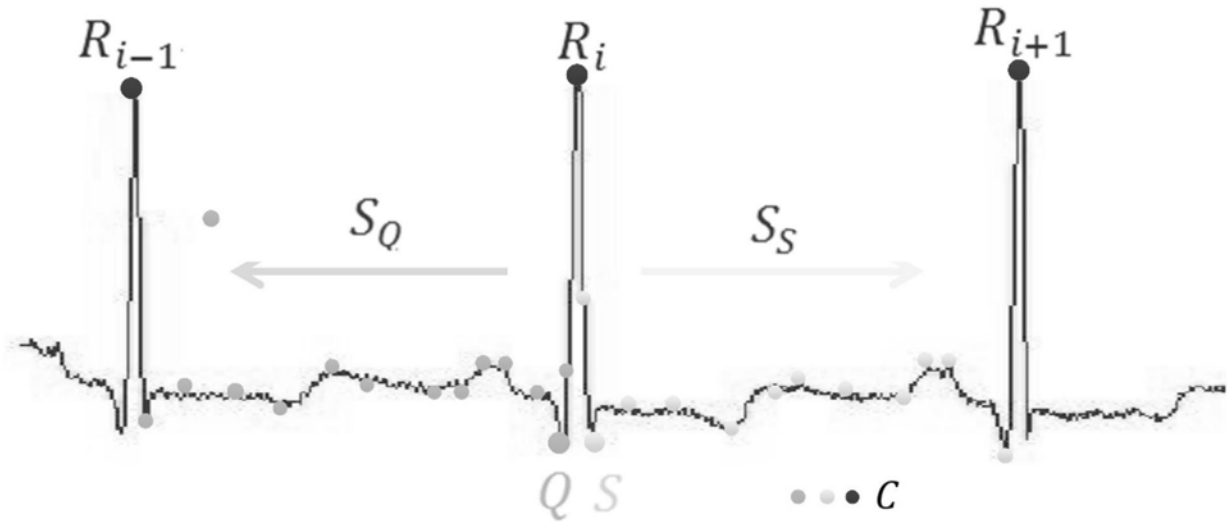


图2

专利名称(译)	真实场景下心电图信号提取和识别的方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110897635A</a>	公开(公告)日	2020-03-24
申请号	CN2019111407260.X	申请日	2019-12-31
[标]申请(专利权)人(译)	中国海洋大学		
申请(专利权)人(译)	中国海洋大学		
当前申请(专利权)人(译)	中国海洋大学		
[标]发明人	王爽 李臻 魏志强		
发明人	王爽 李臻 魏志强		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/00 G06T7/11 G06T7/136 G06T7/40 G06T7/90		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/7203 A61B5/725 G06K9/00503 G06K9/00523 G06T7/11 G06T7/136 G06T7/40 G06T7/90		
代理人(译)	张晓丽		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明提出了一种真实场景下心电图信号提取和识别的方法，包括如下步骤：步骤1、采用分层算法对真实场景中的ECG进行二值图像提取，步骤2、采用角点检测选择可成为QRS的候选点作为候选点集，步骤3、在候选点集上对QRS进行特征提取，步骤4、在候选点集上进行QRS特征融合的QRS识别，从真实场景中的ECG图像中自动提取ECG二值图像，并基于融合图像特征的QRS识别方法，借此，本发明具有能够在真实场景下实现心电图的信号提取和识别的优点。

