



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110141218 A

(43)申请公布日 2019.08.20

(21)申请号 201910523122.1

(22)申请日 2019.06.17

(71)申请人 东软集团股份有限公司

地址 110179 辽宁省沈阳市浑南新区新秀街2号

(72)发明人 李鸣春 朱宝峰 何光宇

(74)专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

代理人 柳欣

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

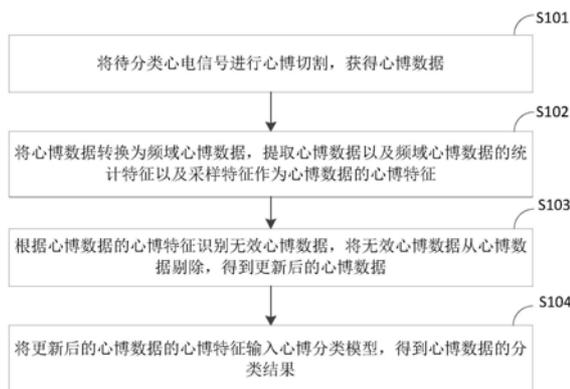
权利要求书2页 说明书14页 附图3页

(54)发明名称

一种心电信号分类方法、装置及程序产品、存储介质

(57)摘要

本申请实施例公开了一种心电信号分类方法、装置,对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据,该心博数据为时域心博数据。然后,将心博数据进行转换获得频域心博数据,并提取心博数据和频域心博数据的统计特征以及采样特征,以作为该心博数据的心博特征。再根据心博数据的心博特征识别无效心博数据,以将无效心博数据从心博数据中剔除,得到更新后的心博数据。再将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型得到心博数据的分类结果。即,本申请通过利用每个心博数据的特有的心博特征进行分类,与现有技术中采样固定阈值进行分类相比,提高了分类准确性。



1. 一种心电信号分类方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据;
 - 将所述心博数据转换为频域心博数据,提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征;
 - 根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据,将所述无效心博数据从所述心博数据中剔除,得到更新后的心博数据;
 - 将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到所述心博数据的分类结果。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到所述心博数据的分类结果,包括:
 - 将所述更新后的心博数据的心博特征输入线性分类模型,得到第一分类结果,将所述更新后的心博数据的心博特征输入平滑二次型分类模型,得到第二分类结果;所述线性分类模型以及平滑二次型分类模型是根据训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签训练生成的;
 - 对所述第一分类结果以及所述第二分类结果进行加权融合,得到所述心博数据的分类结果。
3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在对所述待分类心电信号进行心博切割之前,所述方法还包括:
 - 对所述待分类心电信号进行一维多尺度高斯滤波以及巴特沃斯滤波。
4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据,包括:
 - 检测所述待分类心电信号中的R波波峰位置;
 - 从所述待分类心电信号中截取从所述R波波峰位置向P波方向第一预设时间段内的第一心电数据,截取从所述R波波峰位置向T波方向第二预设时间段内的第二心电数据,将所述第一心电数据以及第二心电数据进行拼接得到心博数据。
5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征,包括:
 - 将所述心博数据以及所述频域心博数据进行切割,得到切割后的心博数据以及切割后的频域心博数据;
 - 分别统计每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中按照采样频率设置的各采样点的平均值、方差、最大值、最小值,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征;
 - 提取每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中预设间隔的采样点的幅值数据,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的采样特征。
6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据,包括:
 - 根据所述心博数据的心博特征计算每个心博特征的特征平均值,将所述每个心博特征的特征平均值组成特征平均值向量;
 - 将目标心博数据的心博特征组成目标心博特征向量,计算所述目标心博特征向量与所

述特征平均值向量之间的相似度；

如果所述目标心博特征向量与所述特征平均值向量之间的相似度不满足预设条件，将所述目标心博特征向量对应的目标心博数据确定为无效心博数据。

7. 根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述线性分类模型为贝叶斯线性分类模型，所述平滑二次型分类模型为贝叶斯平滑二次型分类模型，所述线性分类模型以及所述平滑二次型分类模型的训练包括：

提取训练心博数据的心博特征；

根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签，生成贝叶斯线性分类模型；

根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签，生成贝叶斯平滑二次型分类模型。

8. 一种心电信号分类装置，其特征在于，所述装置包括：

切割单元，用于对所述待分类心电信号进行心博切割，获得心博数据；

转换单元，用于将所述心博数据转换为频域心博数据；

提取单元，用于提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征；

识别单元，用于根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据，将所述无效心博数据从所述心博数据中剔除，得到更新后的心博数据；

获取单元，用于将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型，得到所述心博数据的分类结果。

9. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储有指令，当所述指令在终端设备上运行时，使得所述终端设备执行权利要求1-7任一项所述的心电信号分类的方法。

10. 一种计算机程序产品，其特征在于，所述计算机程序产品在终端设备上运行时，使得所述终端设备执行权利要求1-7任一项所述的心电信号分类的方法。

一种心电信号分类方法、装置及程序产品、存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及数据处理技术领域，具体涉及一种心电信号分类方法、装置及程序产品、存储介质。

背景技术

[0002] 心脏在搏动之前，心肌首先发生兴奋，在兴奋过程中产生微弱电流，该电流经人体组织向各部分传导。由于身体各部分的组织不同，各部分与心脏间的距离不同，因此在人体体表各部位，表现出不同的电位变化，这种人体心脏内电活动所产生的表面电位与时间可以构成心电信号。

[0003] 心电信号作为医生判断心脏情况的重要参考，其处理与分析显得尤为重要。随着计算机技术的进步以及人工智能理论的发展，针对医疗领域有着越来越完备的解决方案，心电信号也不例外。

[0004] 目前，对心电信号的分类通常是以传统信号处理为基础的形态学检测，提取心电信号各波形的特征点位置，依赖于对特征点位置的阈值进行判断。但是，由于每个人的心电信号波形差别较大，用一致的信号处理方法结合固定的阈值进行分类，会造成对心电信号分类不准确。

发明内容

[0005] 有鉴于此，本申请实施例提供一种心电信号分类方法、装置及程序产品、存储介质，以解决现有技术中心电信号分类不准确的技术问题。

[0006] 为解决上述问题，本申请实施例提供的技术方案如下：

[0007] 一种心电信号分类方法，所述方法包括：

[0008] 对待分类心电信号进行心博切割，获得心博数据；

[0009] 将所述心博数据转换为频域心博数据，提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征；

[0010] 根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据，将所述无效心博数据从所述心博数据中剔除，得到更新后的心博数据；

[0011] 将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型，得到所述心博数据的分类结果。

[0012] 在一种可能的实现方式中，所述将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型，得到所述心博数据的分类结果，包括：

[0013] 将所述更新后的心博数据的心博特征输入线性分类模型，得到第一分类结果，将所述更新后的心博数据的心博特征输入平滑二次型分类模型，得到第二分类结果；所述线性分类模型以及平滑二次型分类模型是根据训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签训练生成的；

[0014] 对所述第一分类结果以及所述第二分类结果进行加权融合，得到所述心博数据的

分类结果。

[0015] 在一种可能的实现方式中,在对所述待分类心电信号进行心博切割之前,所述方法还包括:

[0016] 对所述待分类心电信号进行一维多尺度高斯滤波以及巴特沃斯滤波。

[0017] 在一种可能的实现方式中,所述对所述待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据,包括:

[0018] 检测所述待分类心电信号中的R波波峰位置;

[0019] 从所述待分类心电信号中截取从所述R波波峰位置向P波方向第一预设时间段内的第一心电数据,截取从所述R波波峰位置向T波方向第二预设时间段内的第二心电数据,将所述第一心电数据以及第二心电数据进行拼接得到心博数据。

[0020] 在一种可能的实现方式中,所述提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征,包括:

[0021] 将所述心博数据以及所述频域心博数据进行切割,得到切割后的心博数据以及切割后的频域心博数据;

[0022] 分别统计每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中按照采样频率设置的各采样点的平均值、方差、最大值、最小值,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征;

[0023] 提取每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中预设间隔的采样点的幅值数据,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的采样特征。

[0024] 在一种可能的实现方式中,所述根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据,包括:

[0025] 根据所述心博数据的心博特征计算每个心博特征的特征平均值,将所述每个心博特征的特征平均值组成特征平均值向量;

[0026] 将目标心博数据的心博特征组成目标心博特征向量,计算所述目标心博特征向量与所述特征平均值向量之间的相似度;

[0027] 如果所述目标心博特征向量与所述特征平均值向量之间的相似度不满足预设条件,将所述目标心博特征向量对应的目标心博数据确定为无效心博数据。

[0028] 在一种可能的实现方式中,所述线性分类模型为贝叶斯线性分类模型,所述平滑二次型分类模型为贝叶斯平滑二次型分类模型,所述线性分类模型以及所述平滑二次型分类模型的训练包括:

[0029] 提取训练心博数据的心博特征;

[0030] 根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签,生成贝叶斯线性分类模型;

[0031] 根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签,生成贝叶斯平滑二次型分类模型。

[0032] 在一种可能的实现方式中,所述提取训练心博数据的心博特征,包括:

[0033] 将所述训练心博数据转换为频域训练心博数据,提取所述训练心博数据以及所述训练频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述训练心博数据的心博特征。

[0034] 一种心电信号分类装置,所述装置包括:

- [0035] 切割单元,用于对所述待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据;
- [0036] 转换单元,用于将所述心博数据转换为频域心博数据;
- [0037] 提取单元,用于提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征;
- [0038] 识别单元,用于根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据,将所述无效心博数据从所述心博数据中剔除,得到更新后的心博数据;
- [0039] 获取单元,用于将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到所述心博数据的分类结果。
- [0040] 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当所述指令在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行上述的心电信号分类的方法。
- [0041] 一种计算机程序产品,所述计算机程序产品在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行上述的心电信号分类的方法。
- [0042] 由此可见,本申请实施例具有如下有益效果:
- [0043] 本申请实施例首先获取待分类心电信号,并对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据,该心博数据为时域心博数据。然后,将心博数据进行转换获得频域心博数据,并提取心博数据和频域心博数据的统计特征以及采样特征,以作为该心博数据的心博特征。再根据心博数据的心博特征识别无效心博数据,以将无效心博数据从心博数据中剔除,得到更新后的心博数据。再将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到心博数据的分类结果。
- [0044] 即,本申请实施例通过对心电信号进行心博切片获得心博数据,并提取心博数据在时频域的统计特征和采样特征作为心博数据的心博特征,并根据心博特征将无效心博数据剔除,避免无效心博数据对识别结果的干扰。再利用心博分类模型对更新后的心博数据的心博特征进行分类,从而获得心博数据的分类结果。由于本申请利用每个心博数据的特有的心博特征进行分类,与现有技术中采用固定阈值进行分类相比,提高了分类准确性。

附图说明

- [0045] 图1为本申请实施例提供的一种心电信号分类方法的流程图;
- [0046] 图2为本申请实施例提供的一种心电信号实例图;
- [0047] 图3为本申请实施例提供的一种提取心博特征方法的流程图;
- [0048] 图4为本申请实施例提供的一种识别无效心博数据方法的流程图;
- [0049] 图5为本申请实施例提供的一种心电信号分类框架图;
- [0050] 图6为本申请实施例提供的一种心电信号分类装置结构图。

具体实施方式

[0051] 为使本申请的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本申请实施例作进一步详细的说明。

[0052] 发明人在对传统的心电信号处理方法研究中发现,传统的心电信号处理为基础的形态学检测,依赖预设阈值进行分类。实际上,每个人的心电信号差别较大,利用统一的信号处理方法结合固定阈值进行分类,会导致分类结果不准确。

[0053] 基于此,本申请实施例提供了一种心电信号分类方法,具体为,对获取的心电信号进行切割获得心博数据,即时域心博数据。然后,对心博数据进行转换获得频域心博数据,并获取心博数据和频域心博数据的统计特征以及采样特征。为避免所获取的心博数据存在无效心博数据而干扰后续分类准确性,根据心博数据的心博特征识别无效心博数据,将无效心博数据从心博数据中提出,得到更新后的心博数据。再将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型得到该心博数据的分类结果。即,本申请实施例根据每个心博数据对应的心博特征进行分类,而不是利用固定的阈值进行分类,提高分类准确性。

[0054] 为便于理解本申请实施例的具体实现,下面将结合附图对本申请提供的心电信号分类方法进行说明。

[0055] 参见图1,该图为本申请实施例提供的一种心电信号分类方法的流程图,如图1所示,该方法可以包括:

[0056] S101:对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据。

[0057] 本实施例中,为获取某心电信号的分类结果,首先获取待分类的心电信号。在具体实现时,可以利用心电图机等医疗设备获取待分类心电信号,也可以通过可穿戴设备获取该待分类心电信号。其中,待分类心电信号如图2所示,可以包括P波、Q波、R波、S波、T波,以PQRST为一个心博周期形成心电信号。

[0058] 当获取待分类心电信号后,对该待分类信号进行心博切割,以获得每个心博数据。其中,心博数据是指心脏每跳动一次所产生的心电数据,例如,获取的待分类心电信号为用户5分钟的心电信号,假设该用户每分钟心脏跳动60次,则可以获得300个心博数据。

[0059] 其中,关于对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据的具体实现将在后续实施例进行说明。

[0060] S102:将心博数据转换为频域心博数据,提取心博数据以及频域心博数据的统计特征以及采样特征作为心博数据的心博特征。

[0061] 本实施例中,针对获取的每个心博数据,先将获取的心博数据转换为频域心博数据,并提取心博数据以及频域心博数据的统计特征以及采样特征,即提取心博数据的统计特征和采样特征,以及频域心博数据的统计特征以及采样特征,将其作为该心博数据的心博特征。需要说明的是,由于获取的待分类心电信号为时域的心电信号,因此在心博切割后获得的心博数据为时域心博数据。

[0062] 可以理解的是,当获取心博数据后,为便于后续提取心博数据的统计特征以及采样特征,还可以先对心博数据进行归一化处理,然后对归一化处理后的心博数据进行心博特征提取。

[0063] 在具体实现时,可以采用傅里叶变换将心博数据从时域映射到频域,获得频域心博数据。具体为,先对心博数据进行离散傅里叶变换,提取心博数据的频谱图,再采用快速傅里叶变换获取频域心博数据。在实际应用时,还可以采用其他变换方式将心博数据转换为频域心博数据,本实施例在此不做限定。

[0064] 其中,统计特征可以包括数据的平均值、方差、最大值、最小值等;采样特征可以为采样点所对应的数值。关于获取心博数据以及频域心博数据的统计特征以及采样特征的具体实现将在后续实施例进行说明。

[0065] S103:根据心博数据的心博特征识别无效心博数据,将无效心博数据从心博数据

中剔除,得到更新后的心博数据。

[0066] 本实施例中,为消除无效心博数据对分类结果的干扰,可以先对无效心博数据进行清洗,具体为根据心博数据的心博特征识别得到无效心博数据,再将无效心博数据从心博数据中剔除,得到更新后的心博数据,以利用更新后的心博数据进行分类。其中,无效心博数据是指因噪声干扰而无法识别的心博数据。

[0067] 关于根据心博数据的心博特征识别无效心博数据的具体实现将在后续实施例进行说明。

[0068] S104:将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到心博数据的分类结果。

[0069] 本实施例中,当获得更新后的心博数据后,将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,以便该心博分类模型根据输入的心博特征对心博数据进行分类,获得该心博数据的分类结果。

[0070] 通过上述描述可知,本申请实施例通过对心电信号进行心博切片获得心博数据,并提取心博数据在时频域的统计特征和采样特征作为心博数据的心博特征,并根据心博特征将无效心博数据剔除,避免无效心博数据对识别结果的干扰。再利用心博分类模型对更新后的心博数据的心博特征进行分类,从而获得心博数据的分类结果。由于本申请利用每个心博数据的特有的心博特征进行分类,与现有技术中采用固定阈值进行分类相比,提高了分类准确性。

[0071] 在本申请实施例一种可能的实现方式中,提供了一种利用心博分类模型获得分类结果的具体实现方式,即S104可以通过以下步骤实现:

[0072] 1) 将更新后的心博数据的心博特征输入线性分类模型,得到第一分类结果;

[0073] 2) 将更新后的心博数据的心博特征输入平滑二次型分类模型,得到第二分类结果。

[0074] 本实施例中,将更新后的心博数据的心博特征分别输入线性分类模型以及平滑二次型分类模型中,以得到线性分类模型输出的第一分类结果以及平滑二次型分类模型输出的第二分类结果。其中,线性分类模型以及平滑二次型分类模型是根据训练心博数据的心博特征以及训练心博数据的分类标签训练生成的,关于分类模型的具体训练过程将在后续实施例进行说明。

[0075] 在具体实现时,分类模型分类结果可以分为三类,分别为正常心博、异常心博和其他心博。每个分类模型根据所输入的心博特征输出该心博特征对应的心博数据为正常心博、异常心博和其他心博的概率,三者概率和为1。也就是,针对每个心博数据,第一分类结果和第二分类结果均包括该心博数据为正常心博的概率,为异常心博的概率以及为其他心博的概率。例如,针对心博数据1,线性分类模型输出的第一分类结果为该心博数据为正常心博的概率为0.6,为异常心博的概率为0.2,为其他心博的概率为0.2;平滑二次型分类模型输出的第二分类结果为该心博数据为正常心博的概率为0.7,为异常心博的概率为0.2,为其他心博的概率为0.1。

[0076] 3) 对第一分类结果以及第二分类结果进行加权融合,得到心博数据的分类结果。

[0077] 本实施例中,当获取两个分类模型分别对应的分类结果时,将第一分类结果和第二分类结果进行加权融合,以根据融合后的结果确定心博数据的分类结果。其中,每个分类

结果所对应的权重可以根据实际情况进行设定,只需两个权重值之和为1即可。

[0078] 需要说明的是,第一分类结果和第二分类结果分别包括多个分类结果各自对应的概率,在对第一分类结果和第二分类结果进行加权融合时,将第一分类结果中与第二分类结果中对应的分类结果进行加权融合,从而得到每个分类结果对应的加权后的概率,将加权后最大概率对应的分类结果确定为心博数据的分类结果。

[0079] 例如,第一分类结果的权重为0.6,第二分类结果的权重为0.4,第一分类结果为该心博数据为正常心博的概率为0.6,为异常心博的概率为0.2,为其他心博的概率为0.2;平滑二次型分类模型输出的第二分类结果为该心博数据为正常心博的概率为0.7,为异常心博的概率为0.2,为其他心博的概率为0.1。则该心博数据为正常心博的加权概率为 $0.6 \times 0.6 + 0.4 \times 0.7 = 0.64$;为异常心博的加权概率为 $0.6 \times 0.2 + 0.4 \times 0.2 = 0.2$;为其他心博的加权概率为 $0.6 \times 0.2 + 0.4 \times 0.1 = 0.16$ 。为正常心博的概率最大,则该心博数据的分类结果为正常心博。

[0080] 在实际应用中,针对待分类心电信号所对应的多个心博数据均可以按照上述方法确定每个心博数据的分类结果,从而可以获得该待分类心电信号包括正常心博的个数、异常心博个数以及其他心博个数,以为确定心脏情况提供依据。

[0081] 本实施例通过将两种分类模型的分类结果进行加权处理获得最终的分类结果,以提高分类的准确性,从而检测心脏情况提供可靠的数据依据。

[0082] 可以理解的是,在实际采集待分类心电信号时,由于体表心电信号存在较大的噪声和随机性,会对心电信号的质量造成影响。为避免对后续分类结果的影响,当获取到的待分类心电信号后,还可以先对待分类心电信号进行滤波,然后对滤波后的待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据。具体为,对待分类心电信号进行一维多尺度高斯滤波以及巴特沃斯滤波。

[0083] 由于心电信号为一维时序信号,其中大的时间尺度关注心电的整体趋势,小的时间尺度关注心电的局部,二者对于心电判断必不可少,因此可以对心电信号采用一维时序信号的多尺度高斯滤波,以从不同的时间尺度获取更准确的心电信号。在实际应用时,高斯滤波为一种线性平滑滤波,通过加权平均的方法得到滤波后信号。在具体实现时,可以通过公式(1)进行滤波计算。

$$[0084] \quad G(t, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

[0085] 其中, σ 是高斯函数的标准差,可认为是模糊系数,通过上式可求出高斯核函数。可分别取时间模糊半径 $r=r_1, r_2 \dots r_i$,各自求出不同尺度下的高斯核 $G_1, G_2 \dots G_i$ 。然后对不同尺度下求出的高斯核进行归一化处理得到 $G_1', G_2' \dots G_i'$,再依预设权值对不同尺度下的高斯滤波器进行中心对齐整合,具体为: $G = w_1 \times G_1' + w_2 \times G_2' + \dots + w_i \times G_i'$,其中,

$$\sum_{i=1}^i w_i = 1。$$

[0086] 需要说明的是, r_i 为时间 t 的取值范围,当 t 对应不同的取值范围时,可以获得不同尺度下的高斯核。

[0087] 例如,取三种尺度的模糊半径 $r=1, 2, 3$,分别对应的模糊系数 $\sigma=0.5, 1, 3$,对应的

权重分别取为0.7,0.2,0.1。在 $r=1, \sigma=0.5$ 时,将 $t=[-1 \ 0 \ 1]$ 分别代入上述公式,得到高斯滤波核 $G1=[0.0270, 0.1995, 0.0270]$,将 $G1$ 进行归一化处理,得到 $G1'=[0.1065 \ 0.7870 \ 0.1065]$;在 $r=2, \sigma=1$ 时,将 $t=[-2-1 \ 0 \ 1 \ 2]$ 代入上述公式,经归一化处理得到高斯核 $G2'=[0.0545 \ 0.2442 \ 0.4026 \ 0.2442 \ 0.0545]$;在 $r=3, \sigma=3$ 时,将 $t=[-3-2-1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3]$ 代入上述公式,经归一化处理得到高斯核 $G3'=[0.1063 \ 0.1403 \ 0.1658 \ 0.1752 \ 0.1658 \ 0.1403 \ 0.1063]$ 。将 $G1'$ 首尾分别补2个0, $G2'$ 首尾各补一个零,使其达到 $G3'$ 的长度,再分别将 $G1', G2'$ 和 $G3'$ 加权相加得到最终的多尺度高斯滤波器为:[0.01,0.02,0.14,0.65,0.14.0.02.0.01]

[0088] 当利用一维多尺度高斯滤波对心电信号进行滤波后,为消除滤波后的心电信号中的高频肌电干扰与低频基线漂移以及直流分量,还可以对滤波后的心电信号进行巴特沃斯滤波。具体为,将滤波后的心电信号输入巴特沃斯带通滤波器,将预设频率范围之外的信号过滤,并在边缘进行补0操作,从而实现于心电信号的整体去噪。

[0089] 在本申请实施例一种可能的实现方式中,提供了一种对待分类心电信号进行心博切割,获得心博数据的具体实现,具体为,检测待分类心电信号中的R波波峰位置;从待分类心电信号中截取从R波波峰位置向P波方向第一预设时间段内的第一心电数据,截取从R波波峰位置向T波方向第二预设时间段内的第二心电数据,将第一心电数据以及第二心电数据进行拼接得到心博数据。

[0090] 即,通过对待分类心电信号进行R波波峰的检测,获得R波波峰的位置。在具体实现时,可以采用阈值差分法检测心电信号的R波波峰。然后,以R波波峰位置为基准,向P波方向截取第一预设时间段内的第一心电数据,即以R波波峰位置为终点,向左截取第一预设时间段内的第一心电数据。再以R波波峰位置为基准,向T波方向截取第二预设时间段内的第二心电数据,即以R波波峰位置为起点,向右截取第二预设时间段内的第二心电数据。再将第一心电数据和第二心电数据拼接,从而获得一个心博数据。第一预设时间段和第二预设时间段可以根据经验设定,例如,第一预设时间段为0.2秒,第二预设时间段为0.46秒。

[0091] 可以理解的是,由于待分类心电信号可以包括多个R波,因此,可以切割获得多个心博数据。其中,每个心博数据可以包括一个完整的PQRST波数据

[0092] 在本申请实施例一种可能的实现方式中,还提供了一种提取心博数据和频域心博数据的统计特征以及采样特征的具体实现方式,下面将结合附图对该实现方式进行说明。

[0093] 参见图3,该图为本申请实施例提供的一种提取心博特征方法的流程图,如图3所示,该方法可以包括:

[0094] S301:将心博数据以及频域心博数据进行切割,得到切割后的心博数据以及切割后的频域心博数据。

[0095] 本实施例中,针对每个心博数据以及每个频域心博数据,为获取其更多的心博特征,以利用更多的心博特征进行分类,提高分类的准确性。将先对心博数据以及频域心博数据进行切割,获得切割后的心博数据以及切割后的频域心博数据。

[0096] 在具体实现时,可以根据实际情况确定切割粒度,例如对心博数据和频域心博数据进行对分切割,分为等分的两部分,即心博数据切分为两份,频域心博数据切分为两份。在实际应用时,在对心博数据进行切分时,可以以时间为基准进行切分,在对频域心博数据进行切分时,可以以频率为基准进行切分。

[0097] S302:分别统计每个切割后的心博数据以及每个切割后的频域心博数据中按照采样频率设置的各采样点的平均值、方差、最大值、最小值,分别作为心博数据以及频域心博数据的统计特征。

[0098] 即,针对每个切割后的心博数据,计算该切割后的心博数据中各个采样点的平均值、方差、最大值以及最小值,将其作为心博数据的统计特征。其中,采样点个数是根据采样频率设置的。同时,针对每个切割后的频域心博数据,计算切割后的频域心博数据各个采样点的平均值、方差、最大值以及最小值,并将其作为频域心博数据的统计特征。

[0099] 例如,对心博数据和频域心博数据进行对分切割,则存在2个切割后的心博数据以及2个切割后的频域心博数据,每个切割后的心博数据存在4个统计特征,每个切割后的频域心博数据存在4个统计特征,则该心博数据对应16个统计特征。

[0100] S303:提取每个切割后的心博数据以及每个切割后的频域心博数据中预设间隔的采样点的幅值数据,分别作为心博数据以及频域心博数据的采样特征。

[0101] 本实施例中,针对每个切割后的心博数据,在全部采样点中按照预设间隔确定某些采样点,然后获取预设间隔的采样点的幅值数据,将该幅值数据作为心博数据的采样特征。同理,针对每个切割后的频域数据,在全部采样点中按照预设间隔确定某些采样点,然后获取预设间隔的采样点的幅值数据,将该幅值数据作为频域心博数据的采样特征。其中,心博数据的采样特征以及频域心博数据的采样特征统一作为心博数据的采样特征。

[0102] 其中,预设间隔可以根据实际情况进行设定,例如,对切割后的心博数据和切割后的频域心博数据分别进行六等分,则每个切割后的心博数据对应6个采样特征,每个切割后的频域心博数据对应6个采样特征。假设进行对分切割,则2个切割后的心博数据对应12个采样特征,2个切割后的频域心博数据对应12个采样特征,则心博数据对应的24个采样特征。由于对分切割时,心博数据对应16个统计特征,则心博数据共对应40个心博特征。

[0103] 需要说明的是,针对从待分类心电信号中切割出的每个心博数据,均可以利用上述方法获取该心博数据对应的心博特征,以便利用心博特征确定该心博数据的分类结果。

[0104] 通过上述描述可知,通过对心博数据以及频域心博数据进行细分切割以提取大量的心博特征,以利用大量的心博特征进行分类,提高分类准确性。

[0105] 在本申请实施例一种可能的实现方式中,提供了一种识别无效心博数据的具体实现方式,下面将结合附图对该实现方式进行说明。

[0106] 参见图4,该图为本申请实施例提供的一种识别无效心博数据方法的流程图,如图4所示,该方法可以包括:

[0107] S401:根据心博数据的心博特征计算每个心博特征的特征平均值,将每个心博特征的特征平均值组成特征平均值向量。

[0108] 本实施例中,针对每个心博数据均可以利用上述方法获取该心博数据对应的心博特征,然后再利用所有心博数据的心博特征计算获得每个心博特征的特征平均值。再将每个心博特征的特征平均值组成特征平均值向量,以利用该特征平均值向量确定无效心博数据。

[0109] 在具体实现时,可以利用公式(2)计算每个心博特征的特征平均值:

$$[0110] \quad f_j = \frac{\sum_n^N x_{n,j}}{Z} \quad (2)$$

[0111] 其中,N为心博数据的数量,Z为偏离程度,可取 $Z=N$; $x_{n,j}$ 表示第n个心博数据的j个特征。

[0112] 即,第j个心博特征对应的特征平均值 f_j 是利用所有心博数据的第j个特征确定。当获得每个心博特征对应的特征平均值时,组成特征平均值向量 $f=[f_1 f_2 \dots f_j]$ 。

[0113] S402:将目标心博数据的心博特征组成目标心博特征向量,计算目标心博特征向量与特征平均值向量之间的相似度。

[0114] 本实施例中,对于每个心博数据,分别将其作为目标心博数据,并将目标心博数据对应的心博特征组成目标心博特征向量,以计算该目标心博特征向量与特征平均值向量之间的相似度。其中,该相似度可以为马氏距离,马氏距离用于表示两个样本之间协方差距离。马氏距离越小,表明目标心博特征向量与特征平均值向量越相似。

[0115] 在具体实现时,本实施例提供了一种计算马氏距离的实现方式,具体先将所有心博数据的心博特征组成一个矩阵,然后获取该矩阵的协方差矩阵,在利用该协方差矩阵计算目标心博特征向量与特征平均值向量之间的马氏距离。具体可以利用以下公式计算获得:

$$[0116] \quad X_{N \times J} = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1J} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & x_{NJ} \end{bmatrix} = [c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_J] \quad (3)$$

[0117] 其中, c_1 表示所有心博数据的第1个心博特征, c_2 表示所有心博数据的第2个心博特征, c_J 表示所有心博数据的第J个心博特征,从而形成矩阵X。该矩阵的协方差矩阵为:

$$[0118] \quad covMatrix = \frac{1}{m-1} \begin{bmatrix} cov(c_1, c_1) & \dots & cov(c_1, c_J) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(c_1, c_J) & \dots & cov(c_J, c_J) \end{bmatrix} = \Sigma \quad (4)$$

[0119] 其中, $cov(c_i, c_j) = E[(c_i - E[c_i])(c_j - E[c_j])]$, $E[c_i]$ 为向量 c_i 的均值。

[0120] 基于此,目标心博特征向量与特征平均值向量之间的马氏距离为:

$$[0121] \quad D_M(x_n) = \sqrt{(x_n - f)^T \Sigma^{-1} (x_n - f)} \quad (5)$$

[0122] 其中, x_n 为目标心博特征向量, $D_M(x_n)$ 为目标心博特征向量与特征平均值向量之间的马氏距离,T为向量转置, Σ^{-1} 为协方差矩阵的逆。

[0123] 针对每个心博数据的心博特征,均可以通过上述公式计算获得该心博数据对应的心博特征向量与特征平均值向量之间的马氏距离以获得目标心博特征向量与特征中心点特征平均值向量之间的相似度。

[0124] S403:如果目标心博特征向量与特征平均值向量之间的相似度不满足预设条件,将目标心博特征向量对应的目标心博数据确定为无效心博数据。

[0125] 本实施例中,当获取每个心博特征向量与特征平均值向量之间的相似度后,判断

该相似度是否满足预设条件,如果不满足,则确定该心博特征向量对应的心博数据为无效心博数据。其中,预设条件可以根据实际情况进行设定。

[0126] 在实际应用时,当目标心博特征向量与特征平均值向量之间的相似度用马氏距离表示时,由于任一心博数据的心博特征向量与特征平均值向量的马氏距离服从卡方分布,可以选用一定的置信度区间,并通过查询标准卡方表得到对应的阈值,将马氏距离超出此阈值的心博数据视为噪声较大,无法辨别的无效心博数据。

[0127] 通过本实施例,可以根据心博数据的心博特征识别无效心博数据,以便将无效心博数据剔除,避免对后续分类结果的影响,提高分类的准确性。

[0128] 在本申请实施例一种可能的实现方式中,提供了一种线性分类模型以及平滑二次型分类模型的训练过程,具体为,线性分类模型为贝叶斯线性分类模型,平滑二次型分类模型为贝叶斯平滑二次型分类模型,线性分类模型以及平滑二次型分类模型的训练包括:

[0129] 1) 提取训练心博数据的心博特征。

[0130] 本实施例中,首先获取训练心电信号,然后对训练心电信号进行切割,获得训练心博数据。然后,从训练心博数据中提取心博特征,以利用心博特征进行分类模型的训练。

[0131] 在具体实现时,提取训练心博数据的心博特征可以包括:将训练心博数据转换为频域训练心博数据,提取训练心博数据以及训练频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述训练心博数据的心博特征。即,分别提取训练心博数据的统计特征和采样特征,以及频域心博数据的统计特征以及采样特征,将其统一作为训练心博数据的心博特征。

[0132] 在具体实现时,当获取训练心博数据的心博特征后,可以根据心博特征将训练心博数据中无效心博数据剔除,以利用清洗后的训练心博数据的心博特征进行后续分类模型的训练。

[0133] 其中,关于对训练心电信号的切割、提取心博特征以及剔除无效心博数据的具体实现,可以参见前述方法实施例,本实施例在此不再赘述。

[0134] 2) 根据训练心博数据的心博特征以及训练心博数据的分类标签,生成贝叶斯线性分类模型。

[0135] 本实施例中,当获取训练心博数据的心博特征后,将每个心博特征以及该心博特征对应的分类标签作为训练数据,训练初始分类模型,以获得贝叶斯分类模型。其中,分类标签可以包括正常心博、异常心博和其他心博。

[0136] 在具体实现时,可以利用贝叶斯公式、心博特征以及心博特征的分类标签进行训练,从而获得贝叶斯分类模型。其中,贝叶斯公式为:

$$[0137] \quad p(q_k | X, \theta_k) = \frac{p(X | q_k, \theta_k) \cdot p(q_k | \theta_k)}{p(X)} \quad (6)$$

[0138] 就分类任务的目的而言,分母部分的边缘概率是不必要的,其可视为常值,重点在于对分母部分的观测,找出对应的最大概率,即原贝叶斯模型可简化为:

$$[0139] \quad p(q_k | X, \theta_k) \propto p(X | q_k, \theta_k) \cdot p(q_k | \theta_k) \quad (7)$$

[0140] 其中, $p(q_k | X, \theta_k)$ 是后验概率,类别 q_k 的概率取决于特征向量样本 X 在参数 θ_k 高斯分布下的概率。 $p(X | q_k, \theta_k)$ 是样本 X 的条件概率,取决于类别 q_k 在参数 θ_k 高斯分布下的概率。 $p(q_k | \theta_k)$ 是先验概率。

[0141] 为了计算方便,通常将概率以对数求和的方式表达,如下:

$$[0142] \quad \log(p(q_k|X, \theta_k)) \propto \log(p(X|q_k, \theta_k)) + \log(p(q_k|\theta_k)) \quad (8)$$

[0143] 在具体实现时,可以将多维高斯模型作为判别模型,首先求出所有心搏特征的协方差矩阵 Σ ,再对正常心搏、异常心搏与其他心搏分别求出对应样本的高斯分布参数 μ 。最终通过计算多维高斯模型在不同类别上的条件概率与先验概率,实现贝叶斯线性判别。

[0144] 需要说明的时,上述心搏特征的协方差矩阵 Σ 为对训练心搏数据进行清洗后的心搏特征构成的矩形。即 Σ 为从训练心搏数据中剔除无效心搏数据后的所有心搏特征对应的协方差矩阵。

[0145] 3) 根据训练心搏数据的心搏特征以及训练心搏数据的分类标签,生成贝叶斯平滑二次型分类模型。

[0146] 本实施例中,当获取训练心搏数据的心搏特征后,将每个心搏特征以及该心搏特征对应的分类标签作为训练数据,训练初始分类模型,以获得贝叶斯平滑二次型分类模型。

[0147] 在实际应用中,考虑到常规的二次型判别模型对所有不同分类均计算协方差矩阵,由于协方差矩阵计算维度较大,特征值存在量级级别的差异,容易生成病态矩阵。为避免上述问题,本申请提出了贝叶斯平滑二次型判别模型,具体模型为:

$$[0148] \quad \text{MGD}' = -\frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2} + \lambda} e^{-(1/2)(x-\mu_k)^T \Sigma^{-1} (x-\mu_k)} \quad (9)$$

[0149] 其中, λ 为平滑系数,向量 x 为心搏特征, d 为向量 x 的维度, μ_k 为某训练心搏数据对应的心搏特征的均值, Σ 为从训练心搏数据中剔除无效心搏数据后的所有心搏特征对应的协方差矩阵。其中, λ 在本实施例中可以设计为0.1。

[0150] 为便于理解本申请实施例提供的方案,参见图5所示心电信号分类框架图。首先采集待分类心电信号,对该待分类心电信号进行一维多尺度高斯以及巴特沃斯滤波,以实现对待分类心电信号的整体去噪。然后对除噪后的待分类心电信号进行主峰检测,获取R波波峰位置,以进行心搏切割获得心搏数据。再对心搏数据进行归一化处理,然后将归一化后的心搏数据进行转换获得频域心搏数据,采用数据对分切割方法对心搏数据和频域心搏数据进行分割,以获得分割后的心搏数据的统计特征、采样特征以及分割后的频域心搏数据的统计特征、采样特征,将其作为心搏数据的心搏特征。然后,利用利用心搏数据的心搏特征计算特征平均值,并将每个心搏特征的特征平均值组成特征平均值向量。再计算每个心搏数据的心搏特征向量与特征平均值向量之间的马氏距离,并通过卡方校验该马氏距离是否满足预设条件。将不满足预设条件的心搏特征向量对应的心搏数据剔除,将剩余的心搏数据的心搏特征分别输入贝叶斯线性分类模型以及贝叶斯平滑二次型分类模型,将两个分类模型输出的分类结果进行加权融合,获得该心搏数据的分类结果。

[0151] 基于上述方法实施例,本申请提供了一种心电信号分类装置,下面将结合附图对该装置进行说明。

[0152] 参见图6,该图为本申请实施例提供的一种心电信号分类装置结构图,如图6所示,该装置可以包括:

[0153] 切割单元601,用于对待分类心电信号进行心搏切割,获得心搏数据;

[0154] 转换单元602,用于将所述心搏数据转换为频域心搏数据;

[0155] 提取单元603,用于提取所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述心博数据的心博特征;

[0156] 识别单元604,用于根据所述心博数据的心博特征识别无效心博数据,将所述无效心博数据从所述心博数据中剔除,得到更新后的心博数据;

[0157] 获取单元605,用于将所述更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型,得到所述心博数据的分类结果。

[0158] 在一种可能的实现方式中,所述获取单元,包括:

[0159] 第一获取子单元,用于将所述更新后的心博数据的心博特征输入线性分类模型,得到第一分类结果;

[0160] 第二获取子单元,用于将所述更新后的心博数据的心博特征输入平滑二次型分类模型,得到第二分类结果;所述线性分类模型以及平滑二次型分类模型是根据训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签训练生成的;

[0161] 第三获取子单元,用于对所述第一分类结果以及所述第二分类结果进行加权融合,得到所述心博数据的分类结果。

[0162] 在一种可能的实现方式中,所述装置还包括:

[0163] 滤波单元,用于在执行所述切割单元之前,对所述待分类心电信号进行一维多尺度高斯滤波以及巴特沃斯滤波。

[0164] 在一种可能的实现方式中,所述切割单元,包括:

[0165] 检测子单元,用于检测所述待分类心电信号中的R波波峰位置;

[0166] 第一截取子单元,用于从所述待分类心电信号中截取从所述R波波峰位置向P波方向第一预设时间段内的第一心电数据;

[0167] 第二截取子单元,用于截取从所述R波波峰位置向T波方向第二预设时间段内的第二心电数据;

[0168] 拼接子单元,用于将所述第一心电数据以及第二心电数据进行拼接得到心博数据。

[0169] 在一种可能的实现方式中,所述提取单元,包括:

[0170] 切割子单元,用于将所述心博数据以及所述频域心博数据进行切割,得到切割后的心博数据以及切割后的频域心博数据;

[0171] 第四获取子单元,用于分别统计每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中按照采样频率设置的各采样点的平均值、方差、最大值、最小值,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的统计特征;

[0172] 第五获取子单元,用于提取每个所述切割后的心博数据以及每个所述切割后的频域心博数据中预设间隔的采样点的幅值数据,分别作为所述心博数据以及所述频域心博数据的采样特征。

[0173] 在一种可能的实现方式中,所述识别单元,包括:

[0174] 第一计算子单元,用于根据所述心博数据的心博特征计算每个心博特征的特征平均值,将所述每个心博特征的特征平均值组成特征平均值向量;

[0175] 第二计算子单元,用于将目标心博数据的心博特征组成目标心博特征向量,计算所述目标心博特征向量与所述特征平均值向量之间的相似度;

[0176] 确定子单元,用于如果所述目标心博特征向量与所述特征平均值向量之间的相似度不满足预设条件,将所述目标心博特征向量对应的目标心博数据确定为无效心博数据。

[0177] 在一种可能的实现方式中,所述线性分类模型为贝叶斯线性分类模型,所述平滑二次型分类模型为贝叶斯平滑二次型分类模型,所述线性分类模型以及所述平滑二次型分类模型的训练包括:

[0178] 提取训练心博数据的心博特征;

[0179] 根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签,生成贝叶斯线性分类模型;

[0180] 根据所述训练心博数据的心博特征以及所述训练心博数据的分类标签,生成贝叶斯平滑二次型分类模型。

[0181] 在一种可能的实现方式中,所述提取训练心博数据的心博特征,包括:

[0182] 将所述训练心博数据转换为频域训练心博数据,提取所述训练心博数据以及所述训练频域心博数据的统计特征以及采样特征作为所述训练心博数据的心博特征。

[0183] 需要说明的是,本实施例中各个单元的实现可以参见上述方法实施例,本实施例在此不再赘述。

[0184] 另外,本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当所述指令在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行所述的心电信号分类的方法。

[0185] 本申请实施例提供了一种计算机程序产品,其特征在于,所述计算机程序产品在终端设备上运行时,使得所述终端设备执行所述的心电信号分类的方法。

[0186] 需要说明的是,本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的系统或装置而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0187] 应当理解,在本申请中,“至少一个(项)”是指一个或者多个,“多个”是指两个或两个以上。“和/或”,用于描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,“A和/或B”可以表示:只存在A,只存在B以及同时存在A和B三种情况,其中A,B可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项(个)”或其类似表达,是指这些项中的任意组合,包括单项(个)或复数项(个)的任意组合。例如,a,b或c中的至少一项(个),可以表示:a,b,c,“a和b”,“a和c”,“b和c”,或“a和b和c”,其中a,b,c可以是单个,也可以是多个。

[0188] 还需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0189] 结合本文中所公开的实施例描述的方法或算法的步骤可以直接用硬件、处理器执

行的软件模块,或者二者的结合来实施。软件模块可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。

[0190] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本申请。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本申请的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本申请将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

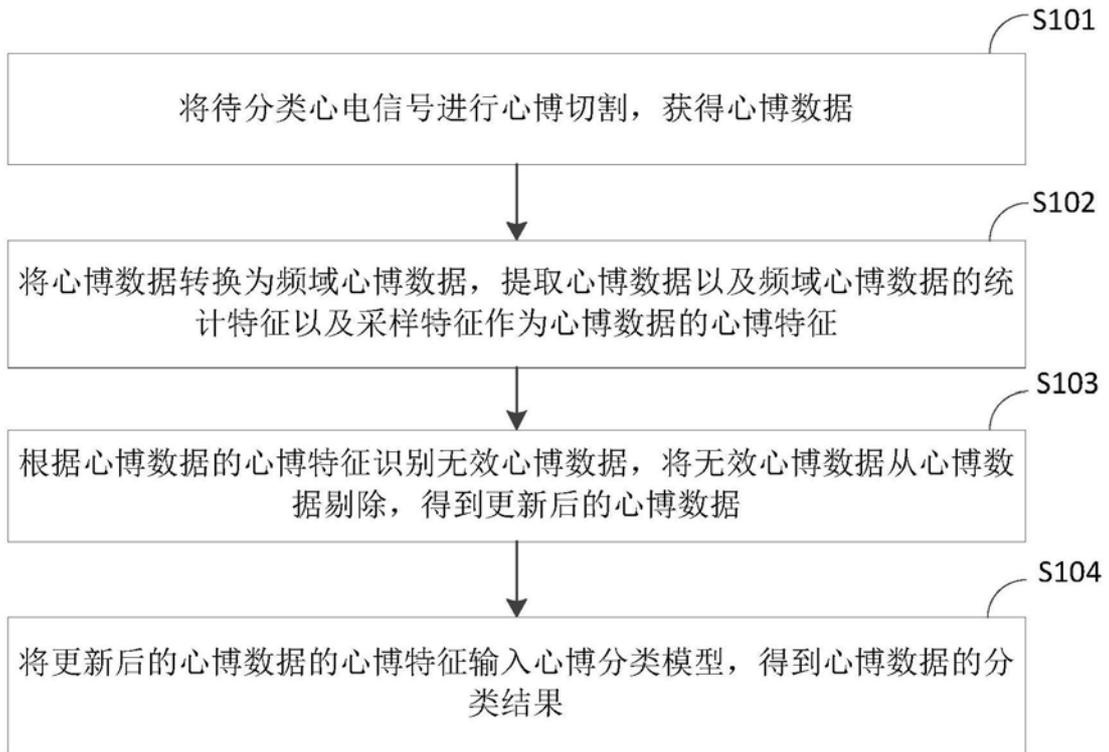


图1

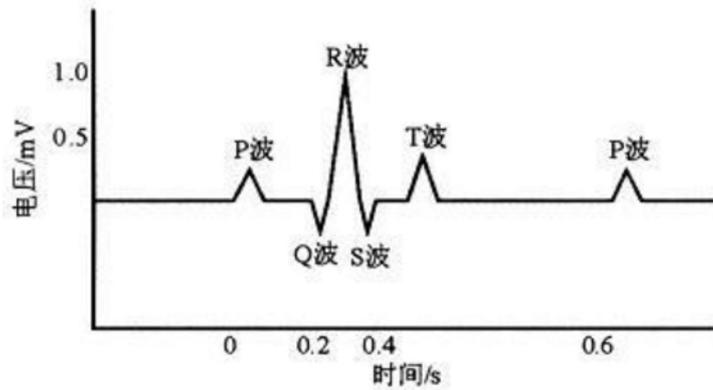


图2

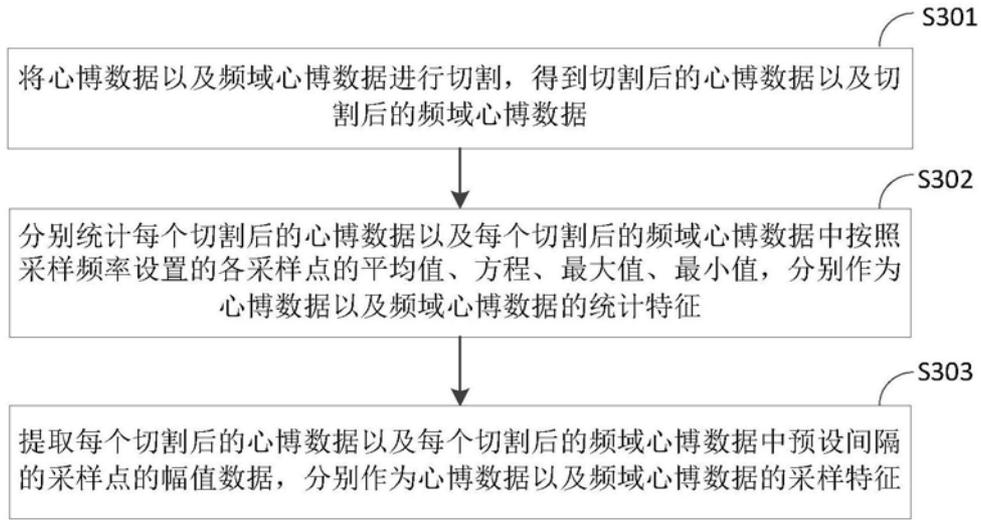


图3

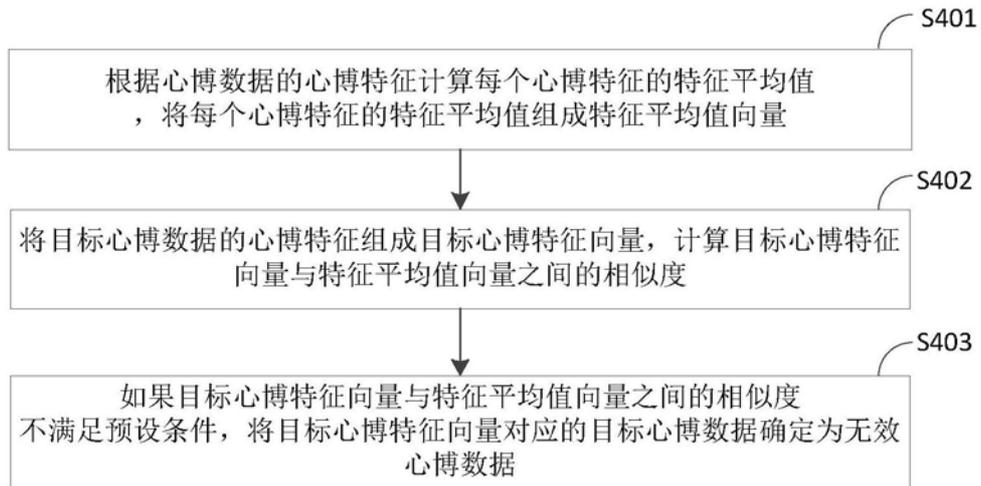


图4

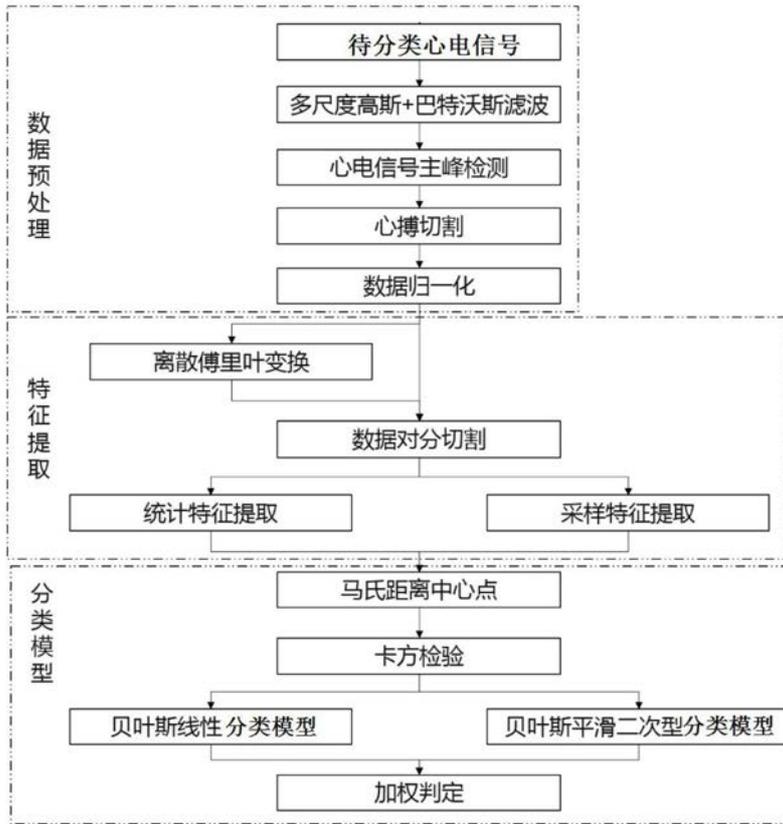


图5

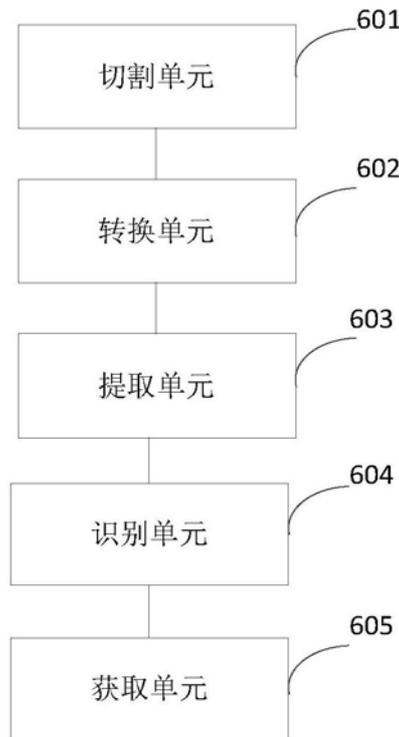


图6

专利名称(译)	一种心电信号分类方法、装置及程序产品、存储介质		
公开(公告)号	CN110141218A	公开(公告)日	2019-08-20
申请号	CN201910523122.1	申请日	2019-06-17
[标]申请(专利权)人(译)	东软集团股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	东软集团股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	东软集团股份有限公司		
[标]发明人	李鸣春 朱宝峰 何光宇		
发明人	李鸣春 朱宝峰 何光宇		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7267		
代理人(译)	柳欣		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请实施例公开了一种心电信号分类方法、装置，对待分类心电信号进行心博切割，获得心博数据，该心博数据为时域心博数据。然后，将心博数据进行转换获得频域心博数据，并提取心博数据和频域心博数据的统计特征以及采样特征，以作为该心博数据的心博特征。再根据心博数据的心博特征识别无效心博数据，以将无效心博数据从心博数据中剔除，得到更新后的心博数据。再将更新后的心博数据的心博特征输入心博分类模型得到心博数据的分类结果。即，本申请通过利用每个心博数据的特有的心博特征进行分类，与现有技术中采样固定阈值进行分类相比，提高了分类准确性。

