



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105769171 B

(45)授权公告日 2019.01.01

(21)申请号 201410832069.0

(22)申请日 2014.12.26

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105769171 A

(43)申请公布日 2016.07.20

(73)专利权人 中国移动通信集团公司
地址 100032 北京市西城区金融大街29号

(72)发明人 王博 张志鹏 许利群

(74)专利代理机构 北京银龙知识产权代理有限公司 11243

代理人 许静 黄灿

(51)Int.Cl.
A61B 5/0402(2006.01)

(56)对比文件

CN 103584852 A,2014.02.19,
CN 103919544 A,2014.07.16,
US 2006/0095083 A1,2006.05.04,
US 2006/0161069 A1,2006.07.20,
US 7751873 B2,2010.07.06,
US 2008/0269624 A1,2008.10.30,
Saleha Samad等.Classification of Arrhythmia.《International Journal of Electrical Energy》.2014,第2卷(第1期),
王利琴等.改进的精英遗传算法及其在特征选择中的应用.《计算机工程与设计》.2014,第35卷(第5期),

审查员 王珊珊

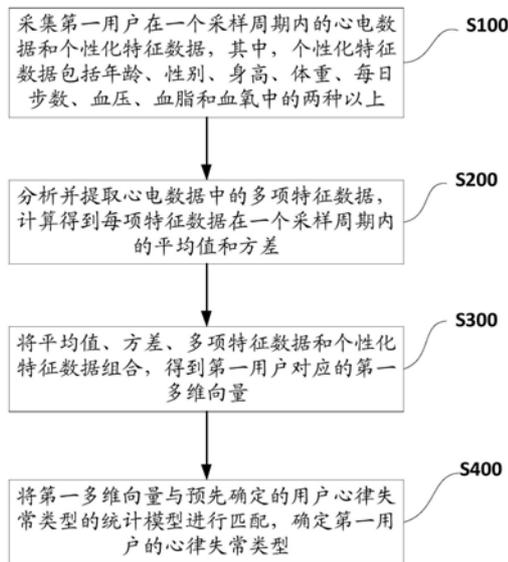
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54)发明名称

心律失常检测的方法及装置

(57)摘要

本发明提供了一种心律失常检测的方法及装置,该方法包括:采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;分析并提取心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在一个采样周期内的平均值和方差;将平均值、方差、多项特征数据和个性化特征数据组合,得到第一用户对应的第一多维向量;将第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定第一用户的心律失常类型。本发明通过采集用户的多项数据来进行心律失常类型的检测,提高了检测结果的准确性。



1. 一种心律失常检测的方法,其特征在于,包括:

采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,所述个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;

分析并提取所述心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在所述采样周期内的平均值和方差;

将所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到所述第一用户对应的第一多维向量;

将所述第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定所述第一用户的心律失常类型;

进一步通过以下步骤来获得所述用户心律失常类型的统计模型:

采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、所述个性化特征数据和所患心律失常类型;

分析并提取每个样本用户的所述心电数据中的所述多项特征数据,计算得到每个样本用户的所述心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差;

将每个样本用户在一个采样周期内的所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量;

针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述机器学习算法为支持向量机算法。

3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述所患心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常中的两者以上。

4. 一种心律失常检测的装置,其特征在于,包括:

第一采集模块,用于采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,所述个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;

第一提取模块,用于分析并提取所述心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在所述采样周期内的平均值和方差;

第一向量模块,用于将所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到所述第一用户对应的第一多维向量;

匹配模块,用于将所述第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定所述第一用户的心律失常类型;

所述装置还包括:

第二采集模块,用于采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、所述个性化特征数据和所患心律失常类型;

第二提取模块,用于分析并提取每个样本用户的所述心电数据中的所述多项特征数据,计算得到每个样本用户的所述心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差;

第二向量模块,用于将每个样本用户在一个采样周期内的所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量;

训练模块,针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

5.如权利要求4所述的装置,其特征在于,所述机器学习算法为支持向量机算法。

6.如权利要求4所述的装置,其特征在于,所述所患心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常中的两者以上。

心律失常检测的方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及移动健康领域,尤其涉及一种心律失常检测的方法及装置。

背景技术

[0002] 传统的心律失常检测方法为心电图检查,医生再根据心电图诊断心律失常情况。近年来,一些医疗机构推出远程心电监护服务,用户在家中采集心电,上传远程诊断平台,在平台上使用智能算法自动分析心电图,判断心律失常种类。

[0003] 已有的心律失常预测方法较少,在申请号为201310103295.0的专利《用于预测室性快速型心律失常的方法、设备和计算机程序产品》中,公开了通过在连续时间段中确定指示对象的心脏中心室复极化的复极化参数的集合,产生指示心脏的心室复极化的变化的至少一个变化指示变量,并且基于至少一个变化指示变量预测潜在的室性快速型心律失常的风险。

[0004] 心律失常与很多因素有关,年龄较大、肥胖、高血压、糖尿病等人群的心律失常患病比例较高,传统的方法由于采集不便、可采集数据类型有限等因素难以对心律失常进行预测。

发明内容

[0005] 为了克服预测心律失常时可采集数据类型有限和数据采集方法较少,造成的心律失常难以预测的问题,本发明实施例提供了一种心律失常检测的方法及装置。

[0006] 为了解决上述技术问题,本发明实施例采用如下技术方案:

[0007] 依据本发明实施例的一个方面,提供了一种心律失常检测的方法,该方法包括:采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,所述个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;分析并提取所述心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在所述采样周期内的平均值和方差;将所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到所述第一用户对应的第一多维向量;将所述第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定所述第一用户的心律失常类型。

[0008] 可选的,进一步通过以下步骤来获得所述用户心律失常类型的统计模型:采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、所述个性化特征数据和所患心律失常类型;分析并提取每个样本用户的所述心电数据中的所述多项特征数据,计算得到每个样本用户的所述心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差;将每个样本用户在一个采样周期内的所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量;针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

[0009] 可选的,所述机器学习算法为支持向量机算法。

[0010] 可选的,所述所患心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常中的两者以上。

[0011] 依据本发明实施例的另一个方面,提供了一种心律失常检测的装置,该装置包括:第一采集模块,用于采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,所述个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;第一提取模块,用于分析并提取所述心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在所述采样周期内的平均值和方差;第一向量模块,用于将所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到所述第一用户对应的第一多维向量;匹配模块,用于将所述第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定所述第一用户的心律失常类型。

[0012] 可选的,所述装置还包括:第二采集模块,用于采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、所述个性化特征数据和所患心律失常类型;第二提取模块,用于分析并提取每个样本用户的所述心电数据中的所述多项特征数据,计算得到每个样本用户的所述心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差;第二向量模块,用于将每个样本用户在一个采样周期内的所述平均值、方差、多项特征数据和所述个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量;训练模块,针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

[0013] 可选的,所述机器学习算法为支持向量机算法。

[0014] 可选的,所述所患心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常中的两者以上。

[0015] 本发明实施例的有益效果至少包括:本发明实施例提供的心律失常检测的方法及装置,通过采集用户的多种类型的数据,来进行心律失常类型的检测,提高了检测结果的准确性。本发明实施例提供的心律失常检测的方法及装置,通过提取采集的数据中的特征数据,并计算得到每项特征数据的方差和平均值,将所述方差和平均值同样作为检测心律失常类型的参考,进一步提高了检测结果的准确性。

附图说明

[0016] 图1表示本发明实施例心律失常检测的方法的流程图之一;

[0017] 图2表示本发明实施例心律失常检测的方法的流程图之二;

[0018] 图3表示本发明实施例心律失常检测的方法的特征数据提取示意图;

[0019] 图4表示本发明实施例心律失常检测的方法的获得用户心律失常类型的统计模型的示意图;

[0020] 图5表示本发明实施例心律失常检测的方法的检测示意图;

[0021] 图6表示本发明实施例心律失常检测的装置的示意图之一;以及

[0022] 图7表示本发明实施例心律失常检测的装置的示意图之二。

具体实施方式

[0023] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图及具体实施例对

本发明进行详细描述。

[0024] 如图1所示,为本发明实施例心律失常检测的方法的流程图之一,包括以下步骤:

[0025] 步骤S100、采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上。

[0026] 应当说明的是,用户通过使用便携式体征采集设备即可采集应用本发明实施例检测心律失常类型所需的数据,利用现有技术,通过蓝牙等近场通信方式将采集的数据传输到可以连接互联网的移动终端中,移动终端再经过互联网将数据传输到应用本发明实施例检测心律失常类型的平台,用户在家就可以检测自己心律失常类型,给用户带来了极大的方便。

[0027] 步骤S200、分析并提取心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在一个采样周期内的平均值和方差。

[0028] 应当说明的是,提取的多项数据特征基于采集的心电数据,数据特征可以是心率、心电图中的PR间期和QT间期,但也不仅限于此。

[0029] 步骤S300、将平均值、方差、多项特征数据和个性化特征数据组合,得到第一用户对应的第一多维向量。

[0030] 步骤S400、将第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定第一用户的心律失常类型。

[0031] 应当说明的是,本发明实施例提供的心律失常检测的方法,通过采集用户的多种类型的数据,来进行心律失常类型的检测,提高了检测结果的准确性。本发明实施例提供的心律失常检测的方法,通过提取采集的数据中的特征数据,并计算得到每项特征数据的方差和平均值,将方差和平均值同样作为检测心律失常类型的参考,进一步提高了检测结果的准确性。

[0032] 如图2所示,为本发明实施例心律失常检测的方法的流程图之二,本发明实施例通过以下步骤来获得用户心律失常类型的统计模型:

[0033] 步骤S500、采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、个性化特征数据和所患心律失常类型。

[0034] 这里,心律失常类型越多,本发明实施例可检测的心律失常疾病的范围越大,例如该心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常,根据样本用户患心律失常的病情的变化,还可以将每种类型的心律失常分为三种,例如病情减轻、病情加重和病情不变,根据这三种病情还可以对用户心律失常的病情进行预测。例如用户的检测结果为心房异常并且病情加重,用户可马上采取治疗,不会延误病情,当然也不仅限于此。

[0035] 步骤S600、分析并提取每个样本用户的心电数据中的多项特征数据,计算得到每个样本用户的心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差。

[0036] 步骤S700、将每个样本用户在一个采样周期内的平均值、方差、多项特征数据和个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量。

[0037] 步骤S800、针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。这里,机器学习算法有多种,较佳的,本发明实施例采用支持向量机算法。

[0038] 如图3所示,为本发明实施例心律失常检测的方法的特征数据提取示意图,对心电

数据进行特征数据提取得到多项特征数据,并且计算得到每项特征数据在一个采集周期内的平均值和方差;对个性化特征数据进行特征数据提取得到个性化特征数据。

[0039] 如图4所示,为本发明实施例心律失常检测的方法的获得用户心律失常类型的统计模型的示意图,与图3不同的是,图4中将特征提取得到的数据组合成多维向量,因为采集的是多个样本用户的数据,所以会形成多个多维向量,通过支持向量机算法,对组合成的多个多维向量进行训练学习,得到心律失常类型对应的多维向量模型,即确定用户心律失常类型的统计模型。

[0040] 如图5所示,为本发明实施例心律失常检测的方法的检测示意图,与图3不同的是,图5将特征提取得到的数据组合成多维向量,因为采集的是一个待测用户的数据,所以会形成一个多维向量,将形成的多维向量与预先确定的统计模型进行匹配,可以得到该待测用户的心律失常类型。

[0041] 本发明实施例提供了一种在实际场景中的应用;根据用户在医院的就诊结果,以代码来表示用户的患病类型,如表1所示:

[0042]

| | 不变 | 变轻 | 加重 |
|-------|----|----|----|
| 正常 | 00 | 00 | 02 |
| 窦房结异常 | 10 | 11 | 12 |
| 心房异常 | 20 | 21 | 22 |
| 心室异常 | 30 | 31 | 32 |
| 房室结异常 | 40 | 41 | 42 |

[0043] 表1

[0044] 如表1所示,本发明实施例中不同类型的心律失常采用不同的代码表示,以方便后面多维向量模型生成过程中对多维向量进行训练学习,例如以00表示正常、10表示窦房结异常、20表示心房异常、30表示心室异常和40表示房室结异常;02表示正常中的病情加重、11表示窦房结异常中的病情减轻、12表示窦房结异常中的病情加重、21表示心房异常中的病情减轻、22表示心房异常中的病情加重、31表示心室异常中的病情减轻、32表示心室异常中的病情加重、41表示房室结异常中的病情减轻、42表示房室结异常中的病情加重;本发明实施例在实际场景中的应用步骤如下:

[0045] 步骤11、上述用户在家使用便携式体征采集设备,采集连续30天的心电数据(在每天的同一时刻开始采集,采集时间为5分钟)、个性化数据(体重、每日步数、血压、血脂和血氧)和用户的个人信息(年龄、性别和身高),并将采集的数据通过智能手机全部上传至云端的管理平台。

[0046] 步骤12、针对每个用户每天的心电数据提取心电数据特征,该心电数据特征为心率、心电图中的PR间期、QT间期、功率谱和小波变换,提取的心电数据特征的数量为150个。

[0047] 步骤13、针对每个用户提取的每项心电数据特征,计算30天的均值和方差,得到10个历史心电特征。

[0048] 步骤14、针对每个用户将提取的150个心电数据特征、10个历史心电特征、3个用户的个人信息(年龄、性别和身高)和上述连续30天采集的150个个性化数据(体重、每日步数、血压、血脂和血氧)组合成多维向量。

[0049] 步骤15、根据上述得到的多维向量,利用支持向量机,对同一心律失常类型的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

[0050] 步骤16、待测用户在家使用便携式体征采集设备,采集连续30天的心电数据(在每天同一时刻开始采集,采集时间为5分钟)、个性化数据(体重、每日步数、血压、血脂和血氧)和用户的个人信息(年龄、性别和身高),并将采集的数据通过智能手机全部上传至云端的管理平台。

[0051] 步骤17、管理平台针对该待测用户每天的心电数据提取心电数据特征,该心电数据特征为心率、心电图中的PR间期、QT间期、功率谱和小波变换,提取的心电数据特征的数量为150。

[0052] 步骤18、针对该待测用户提取的每项心电数据特征,计算30天的均值和方差,得到10个历史心电特征。

[0053] 步骤19、针对该待测用户将提取的150个心电数据特征、10个历史心电特征、3个用户的个人信息(年龄、性别和身高)和上述连续30天采集的150个个性化数据(体重、每日步数、血压、血脂和血氧)组合成多维向量。

[0054] 步骤20、将根据该待测用户得到的多维向量与管理平台中心律失常类型对应的多维向量模型对比分析,得出待测用户的患病情况,即该待测用户是否存在心律失常,若存在心律失常,是哪一类型的心律失常以及未来病情的发展情况,从而为该待测用户提供预警信息。

[0055] 如图6所示,为本发明实施例心律失常检测的装置的示意图之一;该装置包括:第一采集模块61、第一提取模块62、第一向量模块63和匹配模块64,其中,第一采集模块61,用于采集第一用户在一个采样周期内的心电数据和个性化特征数据,其中,个性化特征数据包括年龄、性别、身高、体重、每日步数、血压、血脂和血氧中的两种以上;第一提取模块62,用于分析并提取心电数据中的多项特征数据,计算得到每项特征数据在一个采样周期内的平均值和方差;第一向量模块63,用于将平均值、方差、多项特征数据和个性化特征数据组合,得到第一用户对应的第一多维向量;匹配模块64,用于将第一多维向量与预先确定的用户心律失常类型的统计模型进行匹配,确定第一用户的心律失常类型。

[0056] 应当说明的是,本发明实施例提供的心律失常检测的装置,通过采集用户的多种类型的数据,来进行心律失常类型的检测,提高了检测结果的准确性。本发明实施例提供的心律失常检测的装置,通过提取采集的数据中的特征数据,并计算得到每项特征数据的方差和平均值,将方差和平均值同样作为检测心律失常类型的参考,进一步提高了检测结果的准确性。

[0057] 如图7所示,为了获得用户心律失常类型的统计模型,本发明实施例除包括上述实施例的装置以外,还包括:第二采集模块71、第二提取模块72、第二向量模块73和训练模块74;其中,第二采集模块71,用于采集多个样本用户中每个样本用户在多个采样周期内的心电数据、个性化特征数据和所患心律失常类型;第二提取模块72,用于分析并提取每个样本用户的心电数据中的多项特征数据,计算得到每个样本用户的心电数据中每项特征数据在各个采样周期内的平均值和方差;第二向量模块73,用于将每个样本用户在一个采样周期内的平均值、方差、多项特征数据和个性化特征数据组合,得到与该样本用户的心律失常类型相对应的多维向量;训练模块74,针对每种心律失常类型,分别利用机器学习算法,对该

心律失常类型对应的多个多维向量进行训练学习,获得该心律失常类型对应的多维向量模型。

[0058] 这里,采集的样本用户所患心律失常的类型越多,本发明实施例可检测的心律失常疾病的范围越大,例如该心律失常类型包括窦房结异常、心房异常、心室异常、房室结异常和正常,根据样本用户患心律失常的病情的变化,还可以将每种类型的心律失常分为三种,例如病情减轻、病情加重和病情不变,根据这三种病情还可以对用户心律失常的病情进行预测。机器学习算法有多种,较佳的,本发明实施例采用支持向量机算法。

[0059] 以上所述的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人员来说,在不脱离本发明所述的原理前提下还可以作出若干改进和润饰,这些改进和润饰也在本发明的保护范围内。

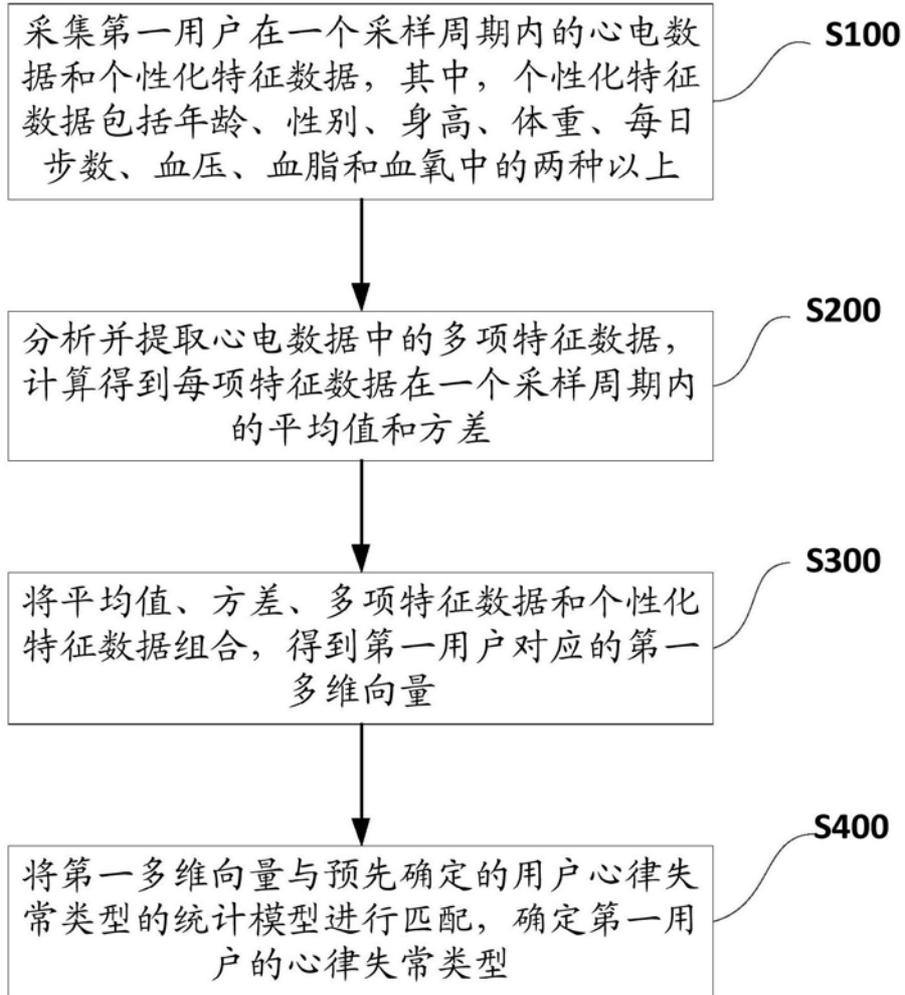


图1

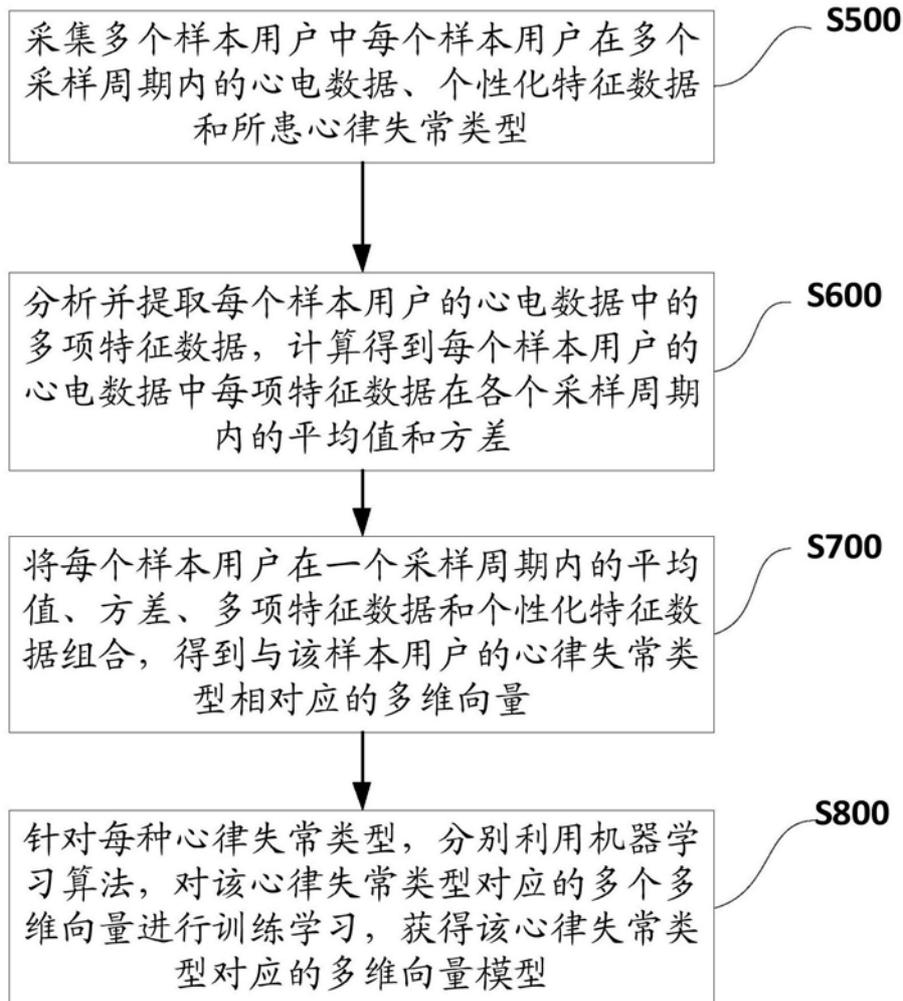


图2

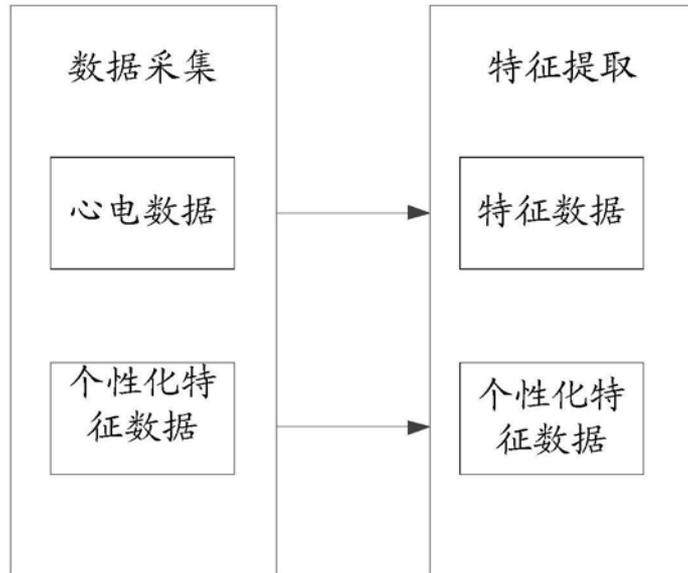


图3

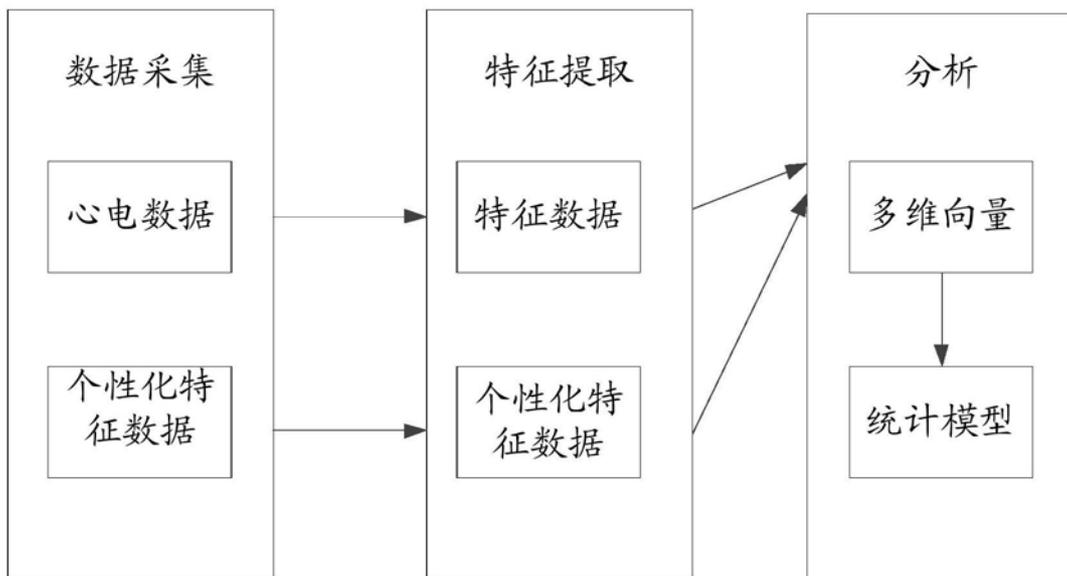


图4

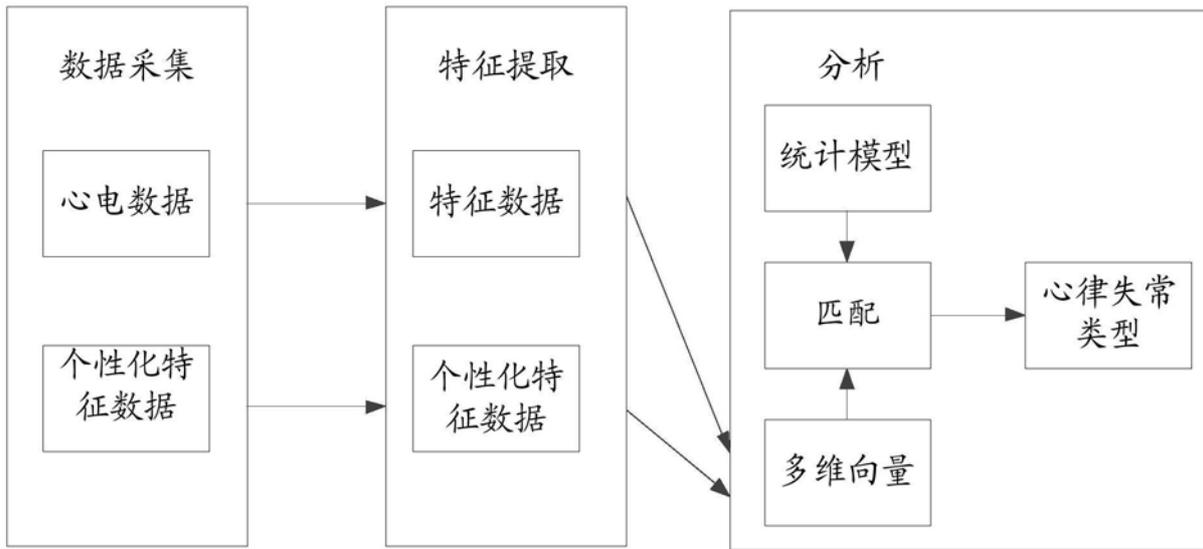


图5

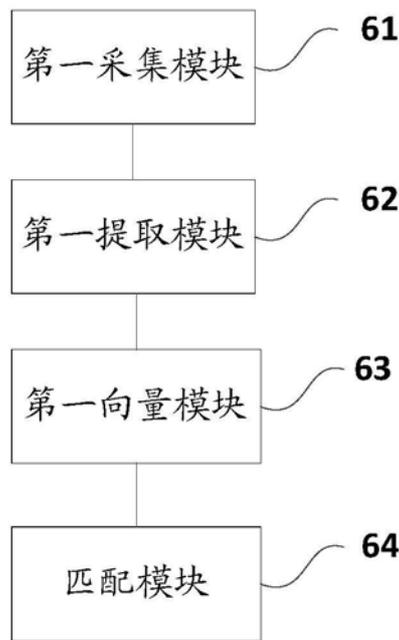


图6



图7