



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108338777 A

(43)申请公布日 2018.07.31

(21)申请号 201810130423.3

(22)申请日 2018.02.08

(71)申请人 深圳还是威健康科技有限公司

地址 518000 广东省深圳市前海深港合作
区前湾一路1号A栋201室(入驻深圳市
前海商务秘书有限公司)

(72)发明人 刘均 龙知才 李镐炜

(74)专利代理机构 深圳市深佳知识产权代理事
务所(普通合伙) 44285

代理人 王仲凯

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/02(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

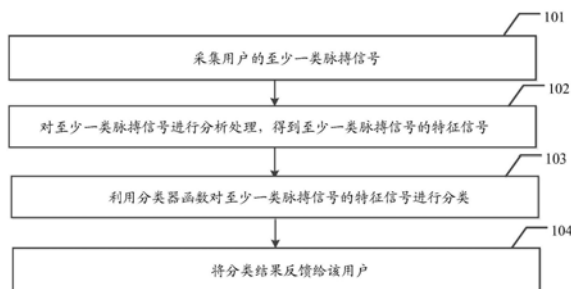
权利要求书2页 说明书13页 附图4页

(54)发明名称

一种脉搏信号检测分析方法及装置

(57)摘要

本发明实施例公开了一种脉搏信号检测分析方法及装置,用于提高脉搏信号分类的准确率。本发明实施例方法包括:采集用户的至少一类脉搏信号;对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;将分类结果反馈给所述用户。本发明实施例还提供了一种脉搏信号检测分析装置,用于提高脉搏信号分类的准确率。



1. 一种脉搏信号检测分析方法,其特征在于,包括:
采集用户的至少一类脉搏信号;
对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;
利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;
将分类结果反馈给所述用户。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述采集用户的至少一类脉搏信号之前,所述方法还包括:
采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;
提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;
将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;
根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数,包括:
确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;
确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;
根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。
4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在所述采集训练样本的脉搏信号之后,所述方法还包括:
对所述训练样本的脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除。
5. 根据权利要求1至4中任一项所述的方法,其特征在于,所述利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类,包括:
提取出所述特征信号中的特征值;
利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。
6. 一种脉搏信号检测分析装置,其特征在于,包括:
第一采集单元,用于采集用户的至少一类脉搏信号;
分析处理单元,用于对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;
分类单元,用于利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;
反馈单元,用于将所述用户的类别反馈给所述用户。
7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:
第二采集单元,用于采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;
融合单元,用于提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;
归一化单元,用于将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

分类器确定单元,用于根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。

8.根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述分类器确定单元,包括:

第一确定模块,用于确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;

第二确定模块,用于确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;

第三确定模块,用于根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。

9.一种可穿戴设备,其特征在于,包括权利要求6至8中任一项所述的脉搏检测分析装置。

10.一种计算机装置,包括处理器,其特征在于,所述处理器在处理存储于存储器上的计算机程序时,用于实现权利要求1至5中任一项所述的脉搏信号检测分析方法。

一种脉搏信号检测分析方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗设备技术领域,尤其涉及一种脉搏信号检测分析方法及装置。

背景技术

[0002] 脉搏信号形成于心脏周期性的收缩和舒张,脉搏的传导和反射过程中会受到心动周期、心输出量等心脏性状因素影响,同时还受到血管的硬度、直径,血液粘度,外周阻力等血液和血管的性状影响,这使得脉搏信号蕴含了与整个循环系统相关的丰富的人体生理和病理信息。

[0003] 脉搏信号在古代中国、印度等国被广泛应用于疾病的诊断,然而由于脉诊具有一定的主观性,疾病诊断过程依赖医师的个人经验,因此近些年脉诊的客观化成为研究热点之一。目前,在对脉搏信号的研究过程中涌现了各式各样的脉搏信号获取装置,概括来说各类脉搏信号获取系统,基本可以分为三类:压力脉搏信号采集系统,光电脉搏信号采集系统和超声脉搏信号采集系统。

[0004] 由于不同的脉搏信号具有不同的敏感特征,如压力脉搏信号对血管弹性和管壁厚度较敏感,光电脉搏信号对血液组成较敏感,超声脉搏信号对血流状态和血液粘度较敏感,故根据不同的脉搏信号可以对不同类型的个体进行分类,而现有的根据人工的主观经验对脉搏信号进行分类的方法,缺乏客观性且准确率较低。

发明内容

[0005] 本发明实施例提供了一种脉搏信号检测分析方法及装置,用于实现利用分类器函数对用户脉搏信号特征的分类识别,提高了识别效率及准确率。

[0006] 本发明实施例第一方面提供了一种脉搏信号检测分析方法,包括:

[0007] 采集用户的至少一类脉搏信号;

[0008] 对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0009] 利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0010] 将分类结果反馈给所述用户。

[0011] 优选的,在所述采集用户的至少一类脉搏信号之前,所述方法还包括:

[0012] 采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;

[0013] 提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;

[0014] 将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

[0015] 根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。

[0016] 优选的,所述根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数,包括:

[0017] 确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;

[0018] 确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;

- [0019] 根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。
- [0020] 优选的,在所述采集训练样本的脉搏信号之后,所述方法还包括:
- [0021] 对所述训练样本的脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除。
- [0022] 优选的,所述利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类,包括:
- [0023] 提取出所述特征信号中的特征值;
- [0024] 利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。
- [0025] 本发明第二方面提供了一种脉搏信号检测分析装置,包括:
- [0026] 第一采集单元,用于采集用户的至少一类脉搏信号;
- [0027] 分析处理单元,用于对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;
- [0028] 分类单元,用于利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;
- [0029] 反馈单元,用于将所述用户的类别反馈给所述用户。
- [0030] 优选的,所述装置还包括:
- [0031] 第二采集单元,用于采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;
- [0032] 融合单元,用于提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;
- [0033] 归一化单元,用于将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;
- [0034] 分类器确定单元,用于根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。
- [0035] 优选的,所述分类器确定单元,包括:
- [0036] 第一确定模块,用于确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;
- [0037] 第二确定模块,用于确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;
- [0038] 第三确定模块,用于根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。
- [0039] 优选的,该装置还包括:
- [0040] 预处理单元,用于对所述训练样本的脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除。
- [0041] 优选的,分类单元,包括:
- [0042] 提取模块,用于提取出所述特征信号中的特征值;
- [0043] 分类识别模块,用于利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。
- [0044] 本发明实施例第三方面提供了一种可穿戴设备,包括本发明实施例第二方面的脉搏信号检测分析装置。
- [0045] 本发明实施例还提供了一种计算机装置,包括处理器,该处理器在处理存储于存储器上的计算机程序时,用于实现本发明实施例第一方面的脉搏信号检测分析方法。

[0046] 本发明实施例还提供了一种可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时用于实现本发明实施例第一方面的脉搏信号检测分析方法。

[0047] 从以上技术方案可以看出,本发明实施例具有以下优点:

[0048] 本发明实施例中,通过脉搏信号检测分析装置采集用户的至少一类脉搏信号,对该脉搏信号进行分析处理,得到该脉搏信号的特征信号,利用分类器函数对该特征信号进行分类,并将分类结果反馈给用户,本实施例中的脉搏信号检测分析装置利用分类器函数,对用户的脉搏信号进行分类识别,较现有的人工主观经验识别方法,识别效率更高,准确性也更高。

附图说明

[0049] 图1为本发明实施例中脉搏信号检测分析方法的一个实施例示意图;

[0050] 图2为本发明实施例中利用分类器函数对用户至少一类脉搏信号的特征信号进行分类的一个实施例示意图;

[0051] 图3为本发明实施例中确定分类器函数的一个实施例示意图;

[0052] 图4为本发明实施例中第一类个体和第二类个体的脉搏信号示意图;

[0053] 图5为本发明实施例中单个脉搏周期参数特征的物理意义示意图;

[0054] 图6为本发明实施例中根据第一特征和向量支持机算法确定分类器函数的一个实施例示意图;

[0055] 图7为本发明实施例中脉搏信号检测分析装置的一个实施例示意图;

[0056] 图8为本发明实施例中脉搏信号检测分析装置的另一个实施例示意图。

具体实施方式

[0057] 本发明实施例提供了一种脉搏信号检测分析方法及装置,用于根据分类器函数对用户脉搏信号特征进行分类识别,提高了对脉搏信号特征进行识别的识别效率及准确率。

[0058] 由于上肢桡动脉距离体表较近,与其他浅表动脉相比具有测量方便,受年龄、血压等因素影响较少等优点,一直受到医学界的青睐。本文中的脉搏信号也指的是上肢桡动脉处的脉搏信号,但脉学理论的描述和诊断过程中存有很多主观因素,故脉诊客观化成为近年来的研究热点。

[0059] 具体的,脉诊客观化致力于脉诊理论、传感器技术和计算机技术的有机结合。是利用传感器技术采集脉搏信号,将其数字化保存在计算机中,并通过模式识别技术分析所获取的脉搏信号。脉搏信号采集的主要过程是先由传感器将脉搏信号转换为电信号,经过放大、模数转换最终转化为计算机可存储的数字信号。脉搏信号采集系统按照其测量的信号的类型大体上可以分为三类:压力脉搏信号采集系统,光电传脉搏信号采集系统和超声脉搏信号采集系统。

[0060] 机器学习算法是在人工智能领域中,研究如何在经验学习中实现对测量对象的智能学习,其中分类器函数即为如何根据训练样本,实现对测量样本的准确分类。基于现有技术中根据人工主观经验对脉搏信号分类识别的方法,本发明提出了一种脉搏信号检测分析方法,用于利用分类器函数对脉搏信号进行分类识别。

[0061] 为方便理解,下面来描述本发明实施例中的脉搏信号检测分析方法,请参阅图1,

本发明实施例中脉搏信号检测分析方法的一个实施例,包括:

[0062] 101、采集用户的至少一类脉搏信号;

[0063] 因为脉搏的传导和反射过程中会受到心动周期、心输出量等心脏性状因素的影响,同时还受到血管的硬度、直径,血液粘度,外周阻力等血液和血管性状影响,这使得脉搏信号蕴含了与整个循环系统相关的丰富的人体生理和病理信息,使得对脉搏信号的检测分析成为研究热点。

[0064] 而脉搏信号的获取是脉搏信号分析的基础,准确、高效地获取指定压力下的脉搏信号是后续脉搏信号分析的前提,现有的脉搏信号获取中除了压力脉搏信号之外,还有两种较为常见的脉搏信号,分别是光电脉搏信号和超声脉搏信号,而本实施例中在对脉搏信号检测分析前,需要获取上述三类脉搏信号中的至少一类脉搏信号。

[0065] 102、对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0066] 容易理解的是,通过采集设备采集到的脉搏信号中往往会有一部分信号在采集过程中受到各种干扰而产生畸变,如果直接从这些信号中提取特征信号,将会使得提取出的特征信号与真实的特征信号间出现偏差,从而造成数据处理结果的误差,甚至是错误。

[0067] 故脉搏信号采集分析装置在获取到至少一类脉搏信号后,对该脉搏信号进行分析处理,以去除脉搏信号中的干扰信号,其中脉搏信号的获取过程中常见的干扰主要是高频噪声及基线漂移,

[0068] 具体的,高频噪声的去除可以采用低通滤波的方式去除,而基线漂移是耦合在脉搏信号中的低频信号,会使得脉搏信号上下波动从而使得一些时域特征点的提取产生一定的偏差,一般可以采用曲线拟合的策略或滤波的策略进行去除。

[0069] 103、利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0070] 脉搏信号检测分析装置对至少一类脉搏信号特征滤波后,利用脉搏信号检测分析装置中的分类器函数对该脉搏信号进行分类,以识别用户的类别。

[0071] 具体的,对于本实施例中分类器函数的确定过程,及根据分类器函数对脉搏信号的分类识别过程,在下面的实施例中进行描述。

[0072] 104、将分类结果反馈给所述用户。

[0073] 步骤103中,脉搏信号检测分析装置确定了用户的分类结果后,将该分类结果反馈给用户,具体的,脉搏信号检测分析装置可以通过自身的终端屏幕将分类结果反馈给用户,也可以通过与脉搏信号检测分析装置连接(有线连接或无线连接)的可穿戴设备、各种终端(Pad、手机、计算机装置)的屏幕反馈给用户。

[0074] 基于图1所述的实施例,下面来详细描述本发明实施例中利用分类器函数对用户至少一类脉搏信号的特征信号进行分类的过程,请参阅图2,本发明实施例中利用分类器函数对用户至少一类脉搏信号的特征信号进行分类的一个实施例,包括:

[0075] 201、提取出特征信号中的特征值;

[0076] 在图1实施例的步骤102之后,脉搏信号检测分析装置对至少一类脉搏信号进行分析处理,得到该脉搏信号的特征信号后,进一步提取出该特征信号中的特征值。

[0077] 其中,信号特征中的特征值,是指每个特征信号中的周期特征,具体包括:SW、T1、T1/T、T2/T、T3/T、T1/T4、h1/h及h2/h特征的组合,具体每个特征的物体意义可以参阅下面

实施例中的表1所示。

[0078] 202、利用分类器函数对特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。

[0079] 具体的,脉搏信号检测分析装置在获取每个特征信号中的特征值以后,通过分类器函数对该特征值进行计算,并根据计算结果确定该特征值属于第一类个体还是第二类个体,从而达到确定用户类别的目的。

[0080] 本发明实施例中,通过脉搏信号检测分析装置采集用户的至少一类脉搏信号,对该脉搏信号进行分析处理,得到该脉搏信号的特征信号,利用分类器函数对该特征信号进行分类,并将分类结果反馈给用户,本实施例中的脉搏信号检测分析装置利用分类器函数,实现根据用户的脉搏信号对用户的分类识别,较现有的人工主观经验识别方法,识别效率更高,准确性也更高。

[0081] 基于图1所述的实施例,下面描述本发明实施例中分类器函数的确定过程,请参阅图3,本发明实施例中确定分类器函数的一个实施例,包括:

[0082] 301、采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;

[0083] 本发明实施例中采用不同种类个体的多种脉搏信号源作为分类器的训练样本,其中,训练样本分为第一类个体和第二类个体,脉搏信号包括压力脉搏信号、光电脉搏信号和超声脉搏信号中。

[0084] 具体的,本实施例中的第一类个体和第二类个体的脉搏信号不同,以用于进行分类实验,如第一类个体为男性,第二类个体为女性,或第一类个体为糖尿病患者,第二类个体为健康个体等,此处只需满足第一类个体和第二类个体的脉搏信号差异即可,而对第一类个体和第二类个体的分类标准不做具体限制。

[0085] 假设本实施例中的第一类个体为糖尿病患者,第二类个体为健康个体,其中图4(a)及图4(b)分别为第一类个体和第二类个体的脉搏信号示意图,其中c1到c10分别为10个脉搏信号的周期。

[0086] 而本实施例中的压力脉搏信号可以采用ZMH-I型脉搏信号获取系统进行采集,超声脉搏信号可以直接使用医疗用超声系统在桡动脉处采集桡动脉的超声血流信号进行获取,光电脉搏信号可以使用光电容积脉搏信号提取系统进行获取。需要说明的是,上述脉搏信号的获取系统只是对脉搏信号获取方式的一种举例,并不对各种脉搏信号的获取方式构成限制。

[0087] 302、对该脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除;

[0088] 容易理解的是,通过采集设备采集到的脉搏信号中往往会有一部分信号在采集过程中受到各种干扰而产生畸变,这些信号如果直接进行特征提取会使得数据集中包含异常样本,从而影响特征提取的准确性分类模型的训练甚至造成分类错误。因此一般需要通过预处理过程去除畸变来改善信号质量。

[0089] 脉搏信号的获取过程中常见的干扰主要是高频噪声及基线漂移,这些干扰会影响特征提取的准确性,在特征提取中,受到干扰的信号的特征具有不确定性,会影响分类器的学习,例如当使用支持向量机进行分类时异常样本会影响支持向量机的分类超平面的位置。预处理的主要意义是去除耦合在信号中的干扰或者去除含有干扰的信号,从而提升脉搏信号数据集的样本质量和样本可信度,使得后续的特征提取和分类具有较高的准确性。

[0090] 具体的,高频噪声的去除主要是通过低通滤波的方式,既可以通过低通滤波器去

除,也可以通过小波滤波的方式去除。基线漂移是耦合在脉搏信号中的低频信号,会使得脉搏信号上下波动从而使得一些时域特征点的提取产生一定的偏差,一般可以采用曲线拟合的策略或滤波的策略进行去除,具体的,曲线拟合策略是将脉搏信号进行周期分割得到各脉搏周期的起始点,然后通过拟合脉搏信号各周期的起始点得到一条拟合曲线,并将这条曲线作为基线,用原来的脉搏信号与基线做差即可去除基线漂移。

[0091] 303、提取出第一类个体和第二类个体的脉搏信号特征,并将第一类个体和第二类个体的脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;

[0092] 对脉搏信号进行预处理去除噪声后,可以分别提取出第一类个体的压力脉搏信号、光电脉搏信号和超声脉搏信号中单个脉搏周期特征,再提取出第二类个体的压力脉搏信号、光电脉搏信号和超声脉搏信号中的单个脉搏周期特征,然后将第一类个体和第二类个体的单个脉搏信号周期特征分别组合为多个脉搏信号周期特征,具体的单个脉搏周期信号特征包括:脉搏主峰特征、脉搏重搏特征及脉搏降中峡特征。

[0093] 在分别将第一类个体、第二类个体的单个脉搏周期特征融合为多个脉搏周期特征后,然后再将第一类个体和第二类个体的多个脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征。

[0094] 具体的,我们可以通过表1中单个脉搏周期特征中的下列参数来表示脉搏信号特征,而表1中各特征的物理意义可以参照图5所示。

[0095] 表1

[0096]

特征	意义
SW	主峰上升支和下降支的中点长度
T1	脉搏由脉搏起点至主峰的时间
T1/T	主峰上升支所占时间与脉搏信号周期之比
T2/T	主峰下降支所占时间与脉搏信号周期之比
T3/T	重搏波峰上升支所占时间与脉搏信号周期之比
T1/T4	上升支与下降支所占时间的比例
h1/h	降中峡幅值与主峰幅值之比
h2/h	重搏波峰幅值与主峰幅值之比

[0097] 为了详细描述第一类个体和第二类个体多个脉搏信号特征的融合过程,下面来举例进行说明:假设第一类个体的数目为 $n_1/2$,且单个压力脉搏信号特征为 p_1 ,则 p_1 对应一组SW、T1、T1/T、T2/T、T3/T、T1/T4、h1/h及h2/h 特征的组合,若第一类个体的多个压力脉搏信号特征的组合为 p_{x1} ,则对应的 $p_{x1} = [p_1, p_2 \dots p_{n_1/2}]^T$,若第二类个体的数目也为 $n_1/2$,且单个压力脉搏信号特征为 $p_{(n_1/2)+1}$,则 $p_{(n_1/2)+1}$ 也对应一组SW、T1、T1/T、T2/T、T3/T、T1/T4、h1/h 及h2/h特征的组合,若第二类个体的多个脉搏信号特征的组合为 p_{x2} ,则对应的 $p_{x2} = [p_{(n_1/2)+1}, p_{(n_1/2)+2} \dots p_{n_1}]^T$,则第一类个体和第二类个体多个压力脉搏信号的组合为 $P = [p_1, p_2, \dots, p_{n_1}]^T$,同理可以得到第一类个体和第二类个体的多个光电脉搏信号特征的组合为 $L = [l_1, l_2, \dots, l_{n_2}]^T$,第一类个体和第二类个体的多个超声脉搏信号特征为 $S = [s_1, s_2, \dots, s_{n_3}]^T$,最终将第一类个体和第二类个体的的压力、光电和超声脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征,假设综合脉搏信号特征为 x_n ,则 $x_n = [p_1, p_2, \dots, p_{n_1}, l_1, l_2, \dots, l_{n_2}, s_1, s_2, \dots, s_{n_3}]^T = [\tau_{n,1}, \tau_{n,2}, \dots, \tau_{n,m}]^T$,容易理解的是,其中 $n \in [1, N]$, $m = n_1 + n_2 + n_3$ 。

[0098] 304、将综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

[0099] 容易理解的是,数据归一化的目的是为了把不同来源的数据统一到一个参考系下,从而使得不同来源的数据比较起来有意义。

[0100] 具体的,在机器学习应用的时候,特征处理在应用中占用大部分的时间,故特征归一化是特征数据处理中的重要一步,因为归一化后不仅可以加快梯度下降求最优解的速度,同时可以提高数据精度。

[0101] 在步骤203中得到第一类个体和第二类个体的综合脉搏信号特征后,

[0102] 根据归一化的公式,则总的脉搏信号特征归一化后为:

$$[0103] \quad \tau_{n,i} = \frac{\tau_{n,i} - \tau_{min,i}}{\tau_{max,i} - \tau_{min,i}} \quad n=1,2\dots N; i=1,2\dots m$$

[0104] 则将总的脉搏信号特征归一化生成的第一特征为:

$$[0105] \quad \bar{x}_n = [\bar{\tau}_{n,1}, \bar{\tau}_{n,2}, \dots, \bar{\tau}_{n,m}]^T, n = 1, 2, \dots, N$$

[0106] 305、根据所述第一特征和机器学习算法确定分类器函数。

[0107] 脉搏信号检测分析装置在得到第一特征后,将第一特征数据样本运用机器学习算法寻求最优解,即确定分类器函数,以用于将该分类器函数对待检测对象的脉搏信号特征进行分类,提高分类的准确性。

[0108] 基于图3所述的实施例,下面详细描述本发明实施例中如何根据第一特征和机器学习算法确定分类器函数,请参阅图6,本发明实施例中根据第一特征和机器学习算法确定分类器函数的一个实施例,包括:

[0109] 601、确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;

[0110] 对于人体的脉搏信号而言,其中压力脉搏信号特征、光电脉搏信号特征和超声脉搏信号特征是线性不可分的,为了在确定分类器函数的过程中,使得训练样本由线性不可分变为线性可分,可以引入松弛变量 ξ_i ,其中 $i=1, 2, 3 \dots m$, m 是样本数,松弛变量用于表示样本分类过程中的容错性。

[0111] 为了进一步防止训练样本中的某一类样本数量过小而出现样本偏斜现象,从而给分类结果造成较大偏差,可以通过预先确定惩罚因子 C ,来约束样本数量的偏斜,其中 C 越大表明对参与样本分类的样本数目越重视, C 越小,则越不重视。

[0112] 602、确定第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;

[0113] 因为对于人体的脉搏信号而言,其中压力脉搏信号特征、光电脉搏信号特征和超声脉搏信号特征是线性不可分的,为了计算方便,需要将线性不可分的脉搏信号特征转换为线性可分的信号特征,而核分类方法主要思想是通过核函数将样本的特征从二维空间映射到高维空间 H ,从而使得原来线性不可分的问题变得线性可分。

[0114] 假设观测到的样本特征为 x ,它属于特征空间 X (线性不可分空间),通过核函数将 x 通过映射 $\phi: X \rightarrow H$ 映射到多维空间(线性可分空间) $H = \{f | f: X \rightarrow R\}$,并在空间 H 中寻找 $\phi(x)$ 之间的线性关系,其中 H 的再生核为 $K: X \times X \rightarrow R$,核函数定义了嵌入在映射 ϕ 下的内积:

[0115] $K(X, X') = \langle \varphi(X), \varphi(X') \rangle$

[0116] 核函数定义了特征空间H,在多数情况下不必构造特征空间H,只需知道特征空间H的内积即可,其中,定义特征空间H的内积为:

[0117] $f(X) = \langle f, K(X, X') \rangle_H = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(X_i, X)$

[0118] 其中, $\alpha_i \in \mathbb{R}, l \in \mathbb{N}$, 则特征空间H实际是一些函数的集合:

[0119] $F = \left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i K(X_i, X) : \alpha_i \in \mathbb{R}, l \in \mathbb{N}, X_i \in X, i = 1, \dots, l \right\}$

[0120] 接下来定义F的内积,设 $g(X) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(Z_i, X)$, 定义

[0121] $\langle f, g \rangle = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^n \alpha_i \beta_j K(X_i, Z_j)$

[0122] 则特征空间H的内积为:

[0123] $\|f\|_H^2 = \langle f, f \rangle = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(X_i, X_j)$

[0124] 603、根据松弛变量、惩罚因子、线性可分空间函数的内积及第一特征确定分类器函数。

[0125] 在支持向量机算法中,决策函数为:

[0126] $\text{sgn}(f^*(x) + b^*) \quad (1)$

[0127] 其中, f^* 与 b^* 为下式的解:

[0128]
$$\begin{cases} \min_{f, b, \xi} \frac{1}{2} \|f\|_H^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ y_i(f(X_i) + b) \geq 1 - \xi_i \end{cases} \quad (2)$$

[0129] 其中, x_i 为第一特征, y_i 为训练样本的标签, 其中 $y_i = \pm 1$, 用于区别样本的分类, 当 $y_i = +1$ 时, 表示训练样本中的第一类个体, $y_i = -1$ 时, 表示训练样本中的第二类个体, C 为惩罚因子, ξ_i 为松弛变量, $\|f\|_H^2$ 为特征空间H(线性可分空间函数)的内积, 将第一特征 x_n 的值作为 x_i 输入式(2)中, 分别确定 b 和 $f(x_i)$ 的最优值, 即可以确定 f^* 与 b^* 的值, 进而确定式(1)中的决策函数, 也即为分类器函数。

[0130] 本发明实施例中, 通过脉搏信号检测分析装置采集用户的至少一类脉搏信号, 对该脉搏信号进行分析处理, 得到该脉搏信号的特征信号, 利用分类器函数对该特征信号进行分类, 并将分类结果反馈给用户, 本实施例中的脉搏信号检测分析装置利用分类器函数, 实现根据用户的脉搏信号对用户的分类识别, 较现有的人工主观经验识别方法, 识别效率更高, 准确性也更高。

[0131] 其次,本发明实施例通过脉搏信号检测分析装置分别采集训练样本(第一类个体和第二类个体)的压力脉搏信号特征、光电脉搏信号特征和超声脉搏信号特征进行融合,得到综合脉搏信号特征,再将综合脉搏信号特征归一化后生成第一特征,继而根据第一特征和机器学习算法确定分类器函数,故该分类器函数,较根据训练样本的单一脉搏信号特征训练而得到的分类器函数的分类准确率更高。

[0132] 上面描述了本发明实施例中的脉搏信号检测分析方法,下面来描述本发明实施例中的脉搏信号检测分析装置,请参阅图7,本发明实施例中脉搏信号检测分析装置的一个实施例,包括:

[0133] 第一采集单元701,用于采集用户的至少一类脉搏信号;

[0134] 分析处理单元702,用于对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0135] 分类单元703,用于利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0136] 反馈单元704,用于将所述用户的类别反馈给所述用户。

[0137] 本发明实施例中,通过第一采集单元701采集用户的至少一类脉搏信号,通过分析处理单元702对该脉搏信号进行分析处理,得到该脉搏信号的特征信号,通过分类单元703利用分类器函数对该特征信号进行分类,并将分类结果反馈给用户,本实施例中的脉搏信号检测分析装置利用分类器函数,实现根据用户的脉搏信号对用户的分类识别,较现有的人工主观经验识别方法,识别效率更高,准确性也更高。

[0138] 基于图7所述的实施例,下面来描述本发明实施例中的脉搏信号检测分析装置,请参阅图8,本发明实施例中脉搏信号检测分析装置的另一个实施例,包括:

[0139] 第一采集单元801,用于采集用户的至少一类脉搏信号;

[0140] 分析处理单元802,用于对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0141] 分类单元803,用于利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0142] 反馈单元804,用于将所述用户的类别反馈给所述用户。

[0143] 优选的,所述装置还包括:

[0144] 第二采集单元805,用于采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;

[0145] 融合单元806,用于提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;

[0146] 归一化单元807,用于将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

[0147] 分类器确定单元808,用于根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。

[0148] 优选的,所述分类器确定单元808,包括:

[0149] 第一确定模块8081,用于确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;

[0150] 第二确定模块8082,用于确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;

[0151] 第三确定模块8083,用于根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。

[0152] 优选的,该装置还包括:

[0153] 预处理单元809,用于对所述训练样本的脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除。

[0154] 优选的,分类单元803,包括:

[0155] 提取模块8031,用于提取出所述特征信号中的特征值;

[0156] 分类识别模块8032,用于利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。

[0157] 本发明实施例中,通过第一采集单元801采集用户的至少一类脉搏信号,通过分析处理单元802对该脉搏信号进行分析处理,得到该脉搏信号的特征信号,通过分类单元803利用分类器函数对该特征信号进行分类,并将分类结果反馈给用户,本实施例中的脉搏信号检测分析装置利用分类器函数,实现根据用户的脉搏信号对用户的分类识别,较现有的人工主观经验识别方法,识别效率更高,准确性也更高。

[0158] 其次,本发明实施例通过第二采集单元805分别采集训练样本(第一类个体和第二类个体)的脉搏信号特征进行融合,得到综合脉搏信号特征,再将综合脉搏信号特征归一化后生成第一特征,继而根据第一特征和机器学习算法确定分类器函数,故该分类器函数,较根据训练样本的单一脉搏信号特征训练而得到的分类器函数的分类准确率更高。

[0159] 本发明实施例还提供了一种可穿戴设备,包括脉搏信号采集器、处理器、存储器、电源,其中处理器在执行存储器上的计算机程序时,用于实现图1、图2、图3及图4所述实施例中的步骤,此处不再赘述。

[0160] 上面从模块化功能实体的角度对本发明实施例中的脉搏信号检测分析装置进行了描述,下面从硬件处理的角度对本发明实施例中的计算机装置进行描述:

[0161] 该计算机装置用于实现脉搏信号检测分析装置的功能,本发明实施例中计算机装置一个实施例包括:

[0162] 处理器以及存储器;

[0163] 存储器用于存储计算机程序,处理器用于执行存储器中存储的计算机程序时,可以实现如下步骤:

[0164] 采集用户的至少一类脉搏信号;

[0165] 对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0166] 利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0167] 将分类结果反馈给所述用户。

[0168] 在本发明的一些实施例中,处理器,还可以具体用于实现如下步骤:

[0169] 采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;

[0170] 提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;

[0171] 将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

[0172] 根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。

[0173] 在本发明的一些实施例中,处理器,还可以具体用于实现如下步骤:

[0174] 确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子；

[0175] 确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中，线性可分空间函数的内积；

[0176] 根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。

[0177] 在本发明的一些实施例中，处理器，还可以具体用于实现如下步骤：

[0178] 对所述训练样本的脉搏信号进行预处理，所述预处理包括：噪声和/或基线漂移的去除。

[0179] 在本发明的一些实施例中，处理器，还可以具体用于实现如下步骤：

[0180] 提取出所述特征信号中的特征值；

[0181] 利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别，以确定所述用户的类别。

[0182] 可以理解的是，上述说明的计算机装置中的处理器执行所述计算机程序时，也可以实现上述对应的各装置实施例中各单元的功能，此处不再赘述。示例性的，所述计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元，所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器中，并由所述处理器执行，以完成本发明。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段，该指令段用于描述所述计算机程序在所述脉搏信号检测分析装置中的执行过程。例如，所述计算机程序可以被分割成上述脉搏信号检测分析装置中的各单元，各单元可以实现如上述相应脉搏信号检测分析装置说明的具体功能。

[0183] 所述计算机装置可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述计算机装置可包括但不限于处理器、存储器。本领域技术人员可以理解，处理器、存储器仅仅是计算机装置的示例，并不构成对计算机装置的限定，可以包括更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如所述计算机装置还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0184] 所述处理器可以是中央处理单元 (Central Processing Unit, CPU)，还可以是其他通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等，所述处理器是所述计算机装置的控制中心，利用各种接口和线路连接整个计算机装置的各个部分。

[0185] 所述存储器可用于存储所述计算机程序和/或模块，所述处理器通过运行或执行存储在所述存储器内的计算机程序和/或模块，以及调用存储在存储器内的数据，实现所述计算机装置的各种功能。所述存储器可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等；存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此外，存储器可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如硬盘、内存、插接式硬盘，智能存储卡 (Smart Media Card, SMC)，安全数字 (Secure Digital, SD) 卡，闪存卡 (Flash Card)、至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

[0186] 本发明还提供了一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质用于实现脉搏

信号检测分析装置的功能,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时,处理器,可以用于执行如下步骤:

[0187] 采集用户的至少一类脉搏信号;

[0188] 对所述至少一类脉搏信号进行分析处理,得到至少一类脉搏信号的特征信号;

[0189] 利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类;

[0190] 将分类结果反馈给所述用户。

[0191] 在本发明的一些实施例中,计算机可读存储介质存储的计算机程序被处理器执行时,处理器,还可以具体用于执行如下步骤:

[0192] 采集训练样本的脉搏信号,所述训练样本包括第一类个体和第二类个体;

[0193] 提取出所述第一类个体和所述第二类个体的脉搏信号特征,并将所述第一类个体和所述第二类个体的所述脉搏信号特征融合为综合脉搏信号特征;

[0194] 将所述综合脉搏信号特征归一化,生成第一特征;

[0195] 根据所述第一特征和机器学习算法确定所述分类器函数。

[0196] 在本发明的一些实施例中,计算机可读存储介质存储的计算机程序被处理器执行时,处理器,还可以具体用于执行如下步骤:

[0197] 确定训练样本分类的松弛变量及惩罚因子;

[0198] 确定所述第一特征从线性不可分空间映射到线性可分空间中,线性可分空间函数的内积;

[0199] 根据所述松弛变量、所述惩罚因子、所述线性可分空间函数的内积及所述第一特征确定所述分类器函数。

[0200] 在本发明的一些实施例中,计算机可读存储介质存储的计算机程序被处理器执行时,处理器,还可以具体用于执行如下步骤:

[0201] 对所述训练样本的脉搏信号进行预处理,所述预处理包括:噪声和/或基线漂移的去除。

[0202] 在本发明的一些实施例中,计算机可读存储介质存储的计算机程序被处理器执行时,处理器,还可以具体用于执行如下步骤:

[0203] 提取出所述特征信号中的特征值;

[0204] 利用所述分类器函数对所述特征值进行分类识别,以确定所述用户的类别。

[0205] 可以理解的是,所述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,可以存储在相应的一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本发明实现上述相应的实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。需要说明的是,所述计算机可读介质包含的内容可以根据司法管辖区内立法和专利实践的要求进行适当的增减,例如在某些司法管辖区,根据立法和专利实践,计算机可读介质不包

括电载波信号和电信信号。

[0206] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0207] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅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,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0208] 所述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网络单元上。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。

[0209] 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。

[0210] 所述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(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0211] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

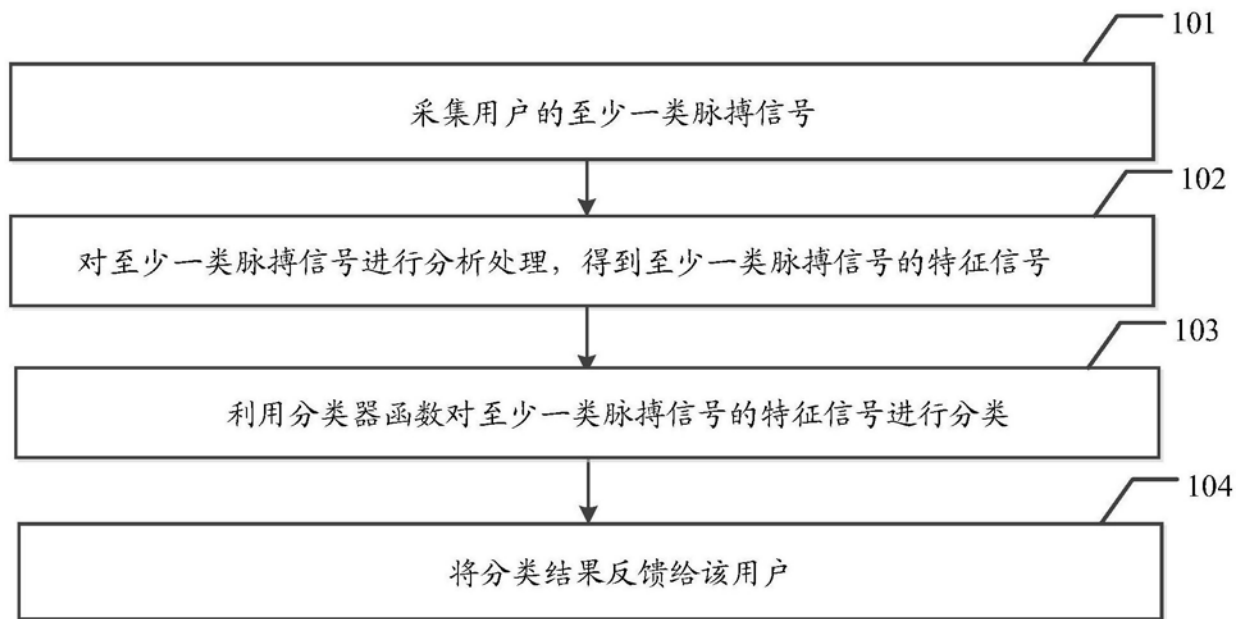


图1

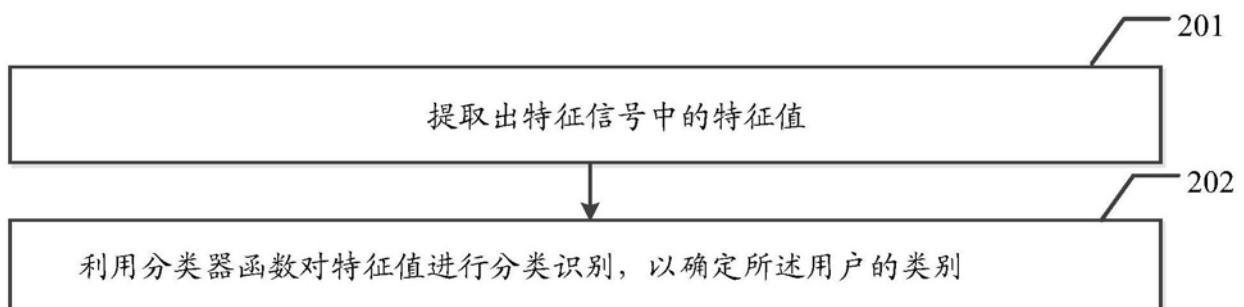


图2

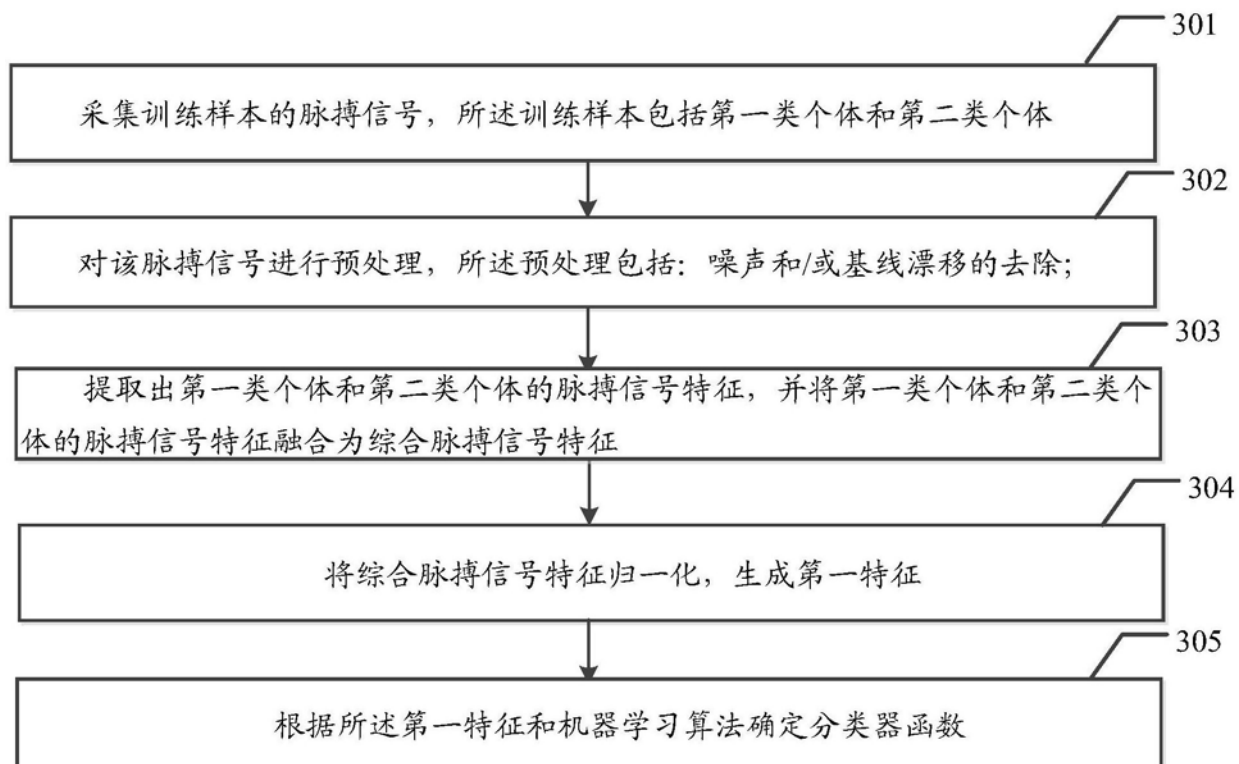


图3

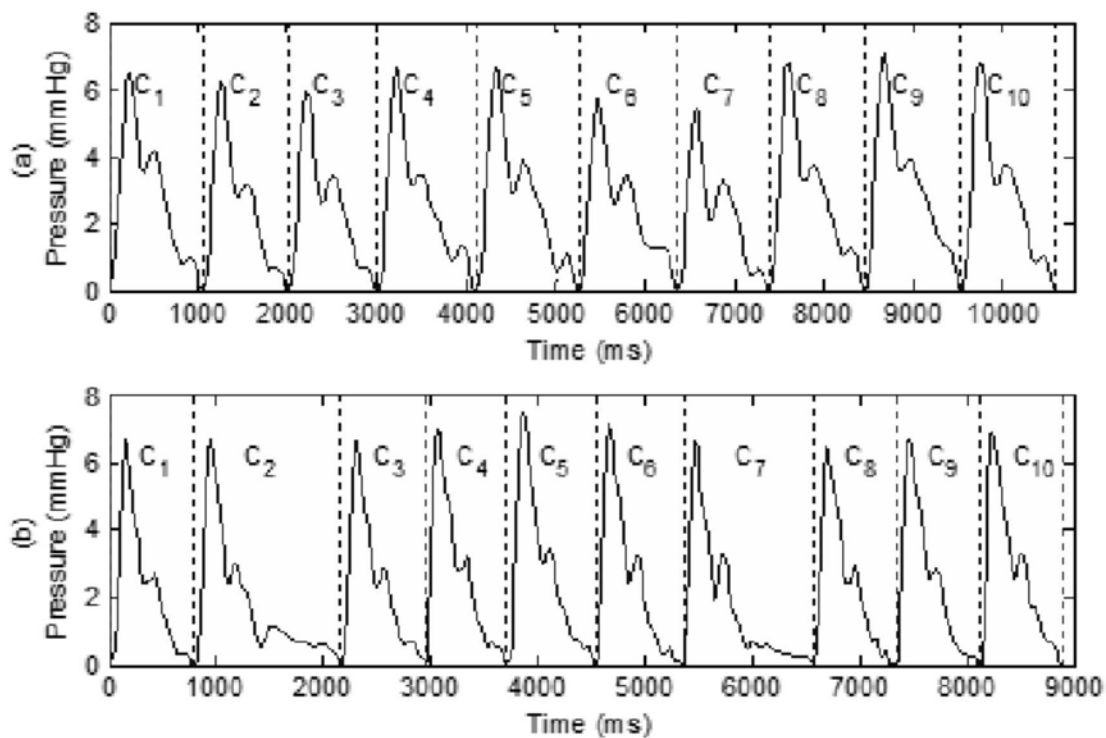


图4

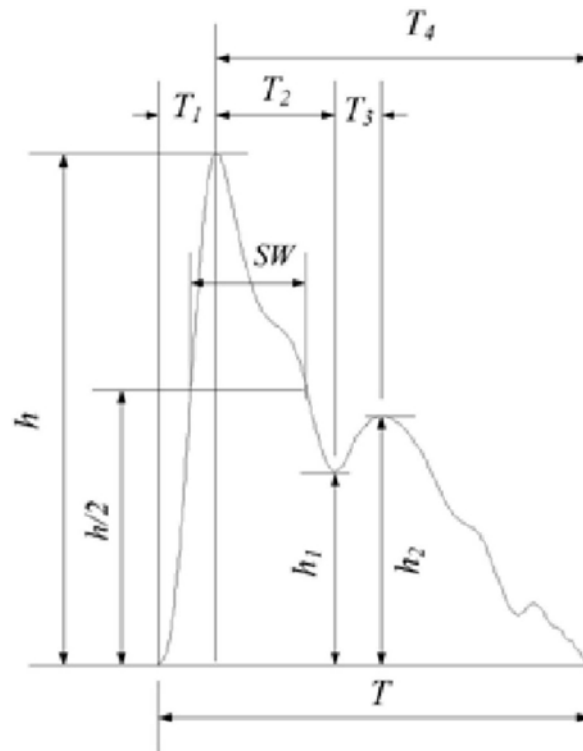


图5

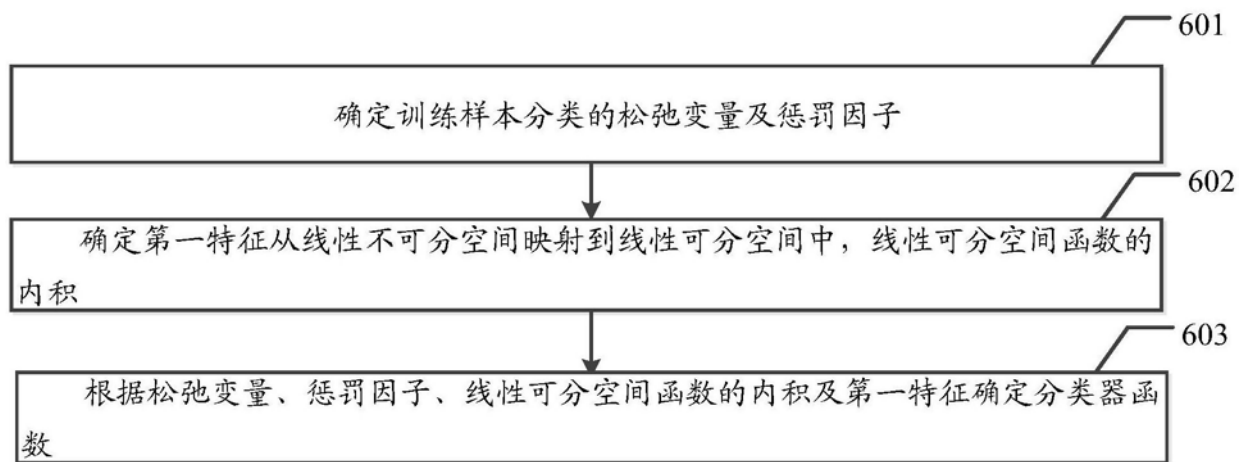


图6

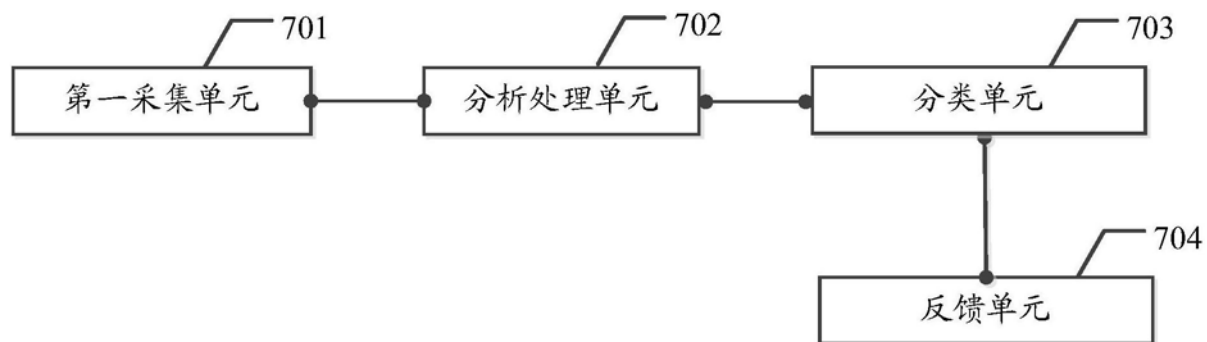


图7

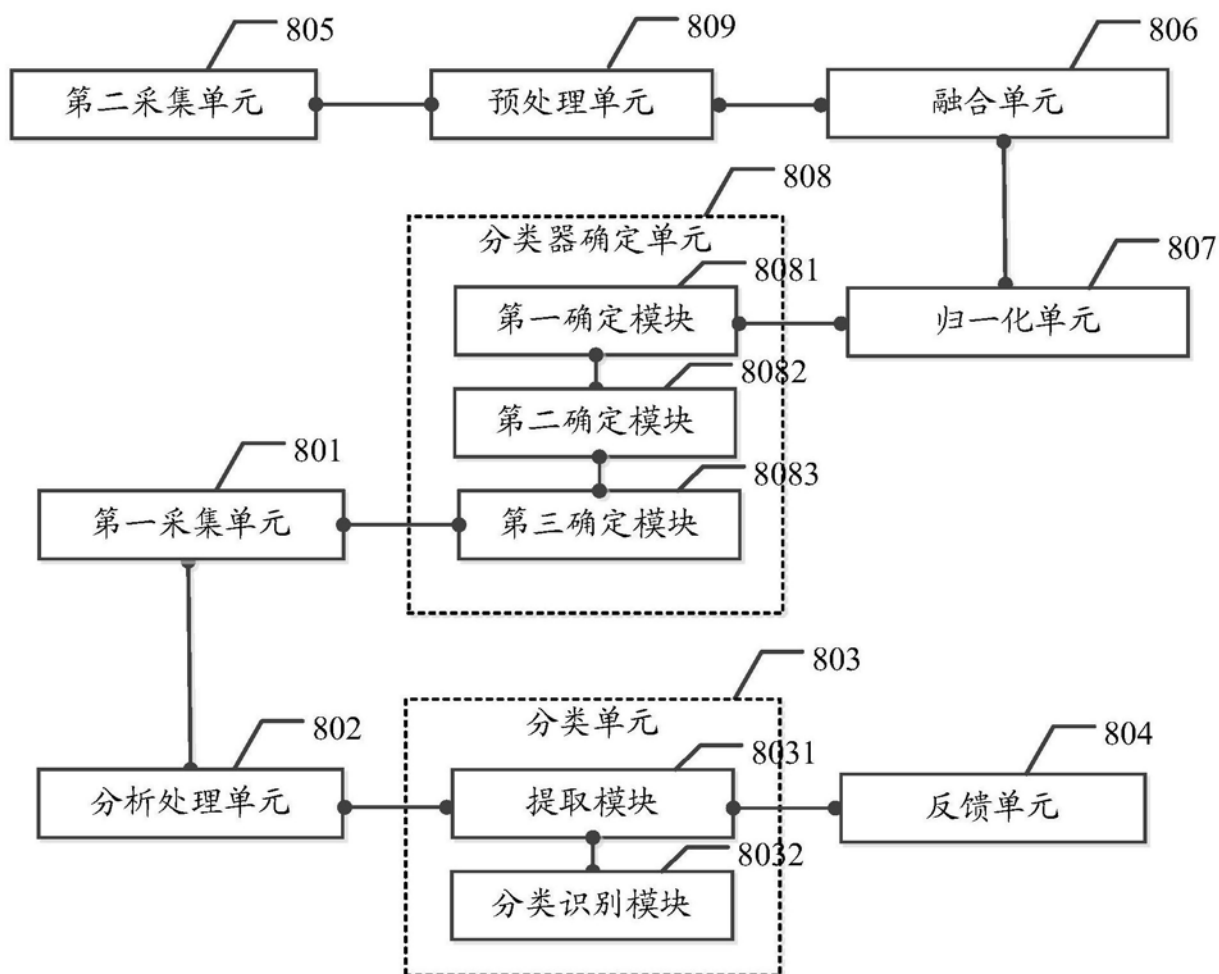


图8

专利名称(译)	一种脉搏信号检测分析方法及装置		
公开(公告)号	CN108338777A	公开(公告)日	2018-07-31
申请号	CN201810130423.3	申请日	2018-02-08
[标]申请(专利权)人(译)	深圳还是威健康科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	深圳还是威健康科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	深圳还是威健康科技有限公司		
[标]发明人	刘均 龙知才 李镐炜		
发明人	刘均 龙知才 李镐炜		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/02 G06K9/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/02 A61B5/7267 G06K9/0051 G06K9/6269		
代理人(译)	王仲凯		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明实施例公开了一种脉搏信号检测分析方法及装置，用于提高脉搏信号分类的准确率。本发明实施例方法包括：采集用户的至少一类脉搏信号；对所述至少一类脉搏信号进行分析处理，得到至少一类脉搏信号的特征信号；利用分类器函数对所述至少一类脉搏信号的特征信号进行分类；将分类结果反馈给所述用户。本发明实施例还提供了一种脉搏信号检测分析装置，用于提高脉搏信号分类的准确率。

