



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 106650300 B

(45) 授权公告日 2023. 05. 23

(21) 申请号 201710052370.3

G06F 18/24 (2023.01)

(22) 申请日 2017.01.22

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 104586398 A, 2015.05.06

申请公布号 CN 106650300 A

CN 104873222 A, 2015.09.02

(43) 申请公布日 2017.05.10

CN 105796112 A, 2016.07.27

(73) 专利权人 华南理工大学

CN 205322334 U, 2016.06.22

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

审查员 洪汇隆

(72) 发明人 周智恒 劳志辉

(74) 专利代理机构 广州市华学知识产权代理有
限公司 44245

专利代理师 罗观祥

(51) Int. Cl.

G16H 80/00 (2018.01)

G16H 50/70 (2018.01)

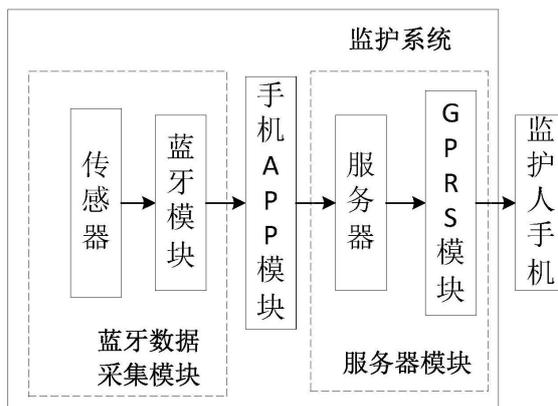
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于极限学习机的老人监护系统及方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于极限学习机的老人监护系统及方法,该系统包括:蓝牙数据采集模块、手机APP模块、服务器模块。蓝牙数据采集模块包括蓝牙模块和传感器,用于采集老人身上的活动数据,并将数据通过蓝牙传输到手机APP模块上。手机APP模块用于收集老人的GPS数据,并通过TCP/IP协议将传感器数据和GPS数据传输到服务器模块。服务器模块包括服务器和GPRS模块,用于利用已训练的极限学习机对数据进行实时处理,在发生预警时会及时将预警信息通过短信的方式发送到监护人手机上。本发明在提高老人异常情况检测准确率的同时,运用极限学习机有效提高老人异常情况检测的速度,使监护系统具有快速、准确率高等优点。



1. 一种基于极限学习机的老人监护系统,其特征在于,所述老人监护系统包括:蓝牙数据采集模块、手机APP模块、服务器模块,

所述蓝牙数据采集模块包括蓝牙模块以及传感器,用于收集用户身体各项活动数据,并通过所述蓝牙模块将数据发送到所述手机APP模块;所述手机APP模块用于采集GPS数据和接收来自所述蓝牙数据采集模块的数据,并将所述蓝牙数据采集模块的数据和所述GPS数据发送到所述服务器模块上;所述服务器模块包括服务器和GPRS模块,用于接收来自所述手机APP模块的数据,并利用已训练的极限学习机对数据进行处理,判别是否发生异常情况,并将预警信息通过所述GPRS模块发送到监护人手机上;

基于上述老人监护系统的极限学习机的老人监护方法,包括以下步骤:

S1、采集各传感器的样本数据,所述传感器包括佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传感器;

S2、采用滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对样本数据进行预处理并构造样本特征向量,过程如下:

S21、采用滑动加权平均算法对样本心率数据进行预处理,具体公式如下:

$$hb_i = \frac{1}{2} \times o_hb_i + \frac{1}{3} \times o_hb_{i-1} + \frac{1}{6} \times o_hb_{i-2}, i = 1, \dots, n$$

其中, hb_i 为预处理后的第*i*个样本心率数据, o_hb_i 为预处理前的心率传感器采集到的第*i*个样本心率数据, n 为样本总数,且设定 $o_hb_0 = o_hb_{-1} = 0$;

S22、采用欧式距离计算方法对样本加速度数据和样本角速度数据进行预处理,具体公式如下:

$$acc_i = \sqrt{acc_x_i^2 + acc_y_i^2 + acc_z_i^2}, i = 1, \dots, n$$

$$w_i = \sqrt{w_x_i^2 + w_y_i^2 + w_z_i^2}, i = 1, \dots, n$$

其中, acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第*i*个样本加速度数据和角速度数据, acc_x_i 、 acc_y_i 、 acc_z_i 是预处理前的三轴加速度传感器采集到的三个正交方向上的第*i*个样本加速度数据, w_x_i 、 w_y_i 、 w_z_i 是预处理前的三轴陀螺仪采集到的三个正交方向上的第*i*个样本角速度数据, n 为样本总数;

S23、将第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据与预处理过后的样本心率数据、样本加速度数据和样本角速度数据构成样本特征向量,其中,所述样本特征向量形式如下:

$$x_i = [acc_i, w_i, p1_i, p2_i, hb_i]^T, i = 1, \dots, n$$

其中, x_i 是第*i*个样本特征向量, hb_i 、 acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第*i*个样本心率数据、样本加速度数据和样本角速度数据, $p1_i$ 和 $p2_i$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的第*i*个样本压力数据, n 为样本总数;

S3、用样本特征向量训练极限学习机;

S4、采集各传感器的数据;

S5、对数据进行预处理并构造出特征向量；

S6、用极限学习机对特征向量分类，输出分类结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统，其特征在于，所述传感器包括：佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传感器，各传感器的通信接口与所述蓝牙模块的I/O接口相连，各传感器的电源接口与所述蓝牙模块的电源提供接口相连。

3. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统，其特征在于，所述蓝牙模块采用配有CC2540蓝牙芯片的第二代New SmartRF开发板，其扩展I/O接口用于接收各个传感器数据，其电源提供接口用于给各个传感器提供电源，主要功能为采集各传感器数据并将数据发送到手机APP模块上。

4. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统，其特征在于，所述手机APP模块通过手机的蓝牙无线接口与所述蓝牙数据采集模块中的蓝牙模块连接，接收传感器数据，此外，所述手机APP模块还通过移动互联网与所述服务器模块连接，将各个传感器数据和手机GPS数据发送给所述服务器模块。

5. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统，其特征在于，所述服务器通过移动互联网与所述手机APP模块连接，接收传感器数据和GPS数据，用已训练好的极限学习机进行实时处理，如发生异常情况则将预警信息发送给GPRS模块，所述GPRS模块采用SIM800C开发模块，并与服务器通过USB接口进行连接，用于接收和执行服务器的指令。

6. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统，其特征在于，所述步骤S3具体过程如下：

S31、随机生成隐含层输入权重和输入偏置，形式如下：

$$a_i \in R^{1 \times 5}, i=1, \dots, L$$

$$b_i \in R, i=1, \dots, L$$

其中， a_i 为第*i*个隐含层节点的输入权重， a_i 是一个具有5个随机实数元素的行向量； b_i 为第*i*个隐含层节点的输入偏置， b_i 是一个随机的实数；*L*为隐含层节点数，*R*表示全体实数；

S32、用样本特征向量计算出隐含层输出矩阵，公式如下：

$$H = \begin{bmatrix} G(a_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_1 + b_L) \\ \dots & \dots & \dots \\ G(a_1 \cdot x_n + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_n + b_L) \end{bmatrix}$$

其中，*H*为隐含层输出矩阵， x_i 是第*i*个样本特征向量，*G*(*x*)为隐含层节点的激励函数，所述激励函数为sigmoid函数， a_i 为第*i*个隐含层节点的输入权重， b_i 为第*i*个隐含层节点的输入偏置，*n*为样本总数，*L*为隐含层节点数；

S33、计算隐含层输出权重矩阵，公式如下：

$$H^\dagger = [H^T H]^{-1} H^T$$

$$\beta = H^\dagger \cdot T$$

其中， H^\dagger 是矩阵*H*的莫逆矩阵， H^T 是矩阵*H*的转置矩阵，*T*是样本数据的标签矩阵， β 是隐含层输出权重矩阵。

7. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统,其特征在於,所述步骤S5具体过程如下:

采用训练流程中用到的滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对数据进行预处理,并构成特征向量,形式如下:

$$x' = [\text{acc}', w', p1', p2', \text{hb}']^T$$

其中 x' 为特征向量, hb' 、 acc' 和 w' 分别为预处理后的心率数据、加速度数据和角速度数据, $p1'$ 和 $p2'$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据。

8. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的老人监护系统,其特征在於,所述步骤S6具体过程如下:

S61、计算隐含层输出,公式如下:

$$H' = [G(a_1 \cdot x' + b_1) \cdots G(a_L \cdot x' + b_L)]$$

其中 H' 为隐含层输出矩阵, x' 是特征向量, $G(x)$ 为隐含层节点的激励函数,所述激励函数采用sigmoid函数, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, L 为隐含层节点数;

S62、计算并输出分类结果,公式如下:

$$y = H' * \beta$$

其中 y 是极限学习机的分类结果, β 是隐含层输出权重矩阵, H' 为隐含层输出矩阵。

一种基于极限学习机的老人监护系统及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗健康和机器学习技术领域,具体涉及一种基于极限学习机的老人监护系统及方法。

背景技术

[0002] 科技的日新月异的发展,带动着老人监护技术的不断创新。在以前,如果家庭成员中有自理能力较弱的长者,则一般需要长期有人在旁照料,以防发生一些能够威胁到其生命安全的危险情况,如老人的以外跌倒。而在科技发达的今天,只能监护技术已经有了一定程度的发展,用户能够通过一些设备远程了解家中长者的活动情况,如发生异常情况,用户可以及时得知并尽早处理。

[0003] 虽然目前不少学者提出了老人监护方法,但目前方法的研究仍存在诸多问题,如现有的老人监护方案大多只是利用了三轴加速度传感器和陀螺仪作为异常情况判断的依据,由于采集数据的种类单一,没有更多的有用信息提供给系统进行判别,因此系统有一定的误报率。此外,目前的老人监护算法一般分为阈值法和智能算法两类。阈值法的缺点在于需要人为设置预警的阈值,这种阈值是通过经验获得的,难以确定一个最佳的数值且阈值的高低还影响着系统检测的准确率,这类算法的表现一般不稳定。而如今用于老人监护的智能算法虽然能够较好的解决阈值法需要人为设置预警阈值的问题,但是带来的问题是智能算法需要花大量的时间进行算法的训练,在算法执行的过程中一般还需要花费大量的计算机资源进行计算,不利于系统的实时工作。

发明内容

[0004] 本发明的第一个目的是为了解决现有技术中的上述缺陷,提供一种基于极限学习机的老人监护系统。

[0005] 本发明的第二个目的是为了解决现有技术中的上述缺陷,提供一种基于极限学习机的老人监护方法。

[0006] 本发明的第一个目的可以通过采取如下技术方案达到:

[0007] 一种基于极限学习机的老人监护系统,所述老人监护系统包括:蓝牙数据采集模块、手机APP模块、服务器模块,

[0008] 所述蓝牙数据采集模块包括蓝牙模块以及传感器,用于收集用户身体各项活动数据,并通过所述蓝牙模块将数据发送到所述手机APP模块;所述手机APP模块用于采集GPS数据和接收来自所述蓝牙数据采集模块的数据,并将所述蓝牙数据采集模块的数据和所述GPS数据发送到所述服务器模块上;所述服务器模块包括服务器和GPRS模块,用于接收来自所述手机APP模块的数据,并利用已训练的极限学习机对数据进行处理,判别是否发生异常情况,并将预警信息通过所述GPRS模块发送到监护人手机上。

[0009] 进一步地,所述传感器包括:佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传

感器,各传感器的通信接口与所述蓝牙模块的I/O接口相连,各传感器的电源接口与所述蓝牙模块的电源提供接口相连。

[0010] 进一步地,所述蓝牙模块采用配有CC2540蓝牙芯片的第二代New SmartRF开发板,其扩展I/O接口用于接收各个传感器数据,其电源提供接口用于给各个传感器提供电源,主要功能为采集各传感器数据并将数据发送到手机APP模块上。

[0011] 进一步地,所述手机APP模块通过手机的蓝牙无线接口与所述蓝牙数据采集模块中的蓝牙模块连接,接收传感器数据,此外,所述手机APP模块还通过移动互联网与所述服务器模块连接,将各个传感器数据和手机GPS数据发送给所述服务器模块。

[0012] 进一步地,所述服务器模块包括服务器和GPRS模块,其中服务器通过移动互联网与所述手机APP模块连接,接收传感器数据和GPS数据,用已训练好的极限学习机进行实时处理,如发生异常情况则将预警信息发送给GPRS模块。

[0013] 进一步地,所述GPRS模块采用SIM800C开发模块,并与服务器通过USB接口进行连接,用于接收和执行服务器的指令。

[0014] 进一步地,所述预警信息以短信的方式通过GPRS模块发送到监护人的手机上,短信的内容包括意外发生的内容以及地点。

[0015] 本发明的第一个目的可以通过采取如下技术方案达到:

[0016] 一种基于极限学习机的老人监护方法,所述老人监护方法包括以下步骤:

[0017] S1、采集各传感器的样本数据,所述传感器包括佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传感器;

[0018] S2、采用滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对样本数据进行预处理并构造样本特征向量;

[0019] S3、用样本特征向量训练极限学习机;

[0020] S4、采集各传感器的数据;

[0021] S5、对数据进行预处理并构造出特征向量;

[0022] S6、用极限学习机对特征向量分类,输出分类结果。

[0023] 进一步地,所述步骤S2具体过程如下:

[0024] S21、采用滑动加权平均算法对样本心率数据进行预处理,具体公式如下

$$[0025] \quad hb_i = \frac{1}{2} \times o_hb_i + \frac{1}{3} \times o_hb_{i-1} + \frac{1}{6} \times o_hb_{i-2}, \quad i = 1, \dots, n$$

[0026] 其中, hb_i 为预处理后的第*i*个样本心率数据, o_hb_i 为预处理前的心率传感器采集到的第*i*个样本心率数据, n 为样本总数,且设定 $o_hb_0 = o_hb_{-1} = 0$;

[0027] S22、采用欧氏距离计算方法对样本加速度数据和样本角速度数据进行预处理,具体公式如下:

$$[0028] \quad acc_i = \sqrt{acc_x_i^2 + acc_y_i^2 + acc_z_i^2}, \quad i = 1, \dots, n$$

$$[0029] \quad w_i = \sqrt{w_x_i^2 + w_y_i^2 + w_z_i^2}, \quad i = 1, \dots, n$$

[0030] 其中, acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第 i 个样本加速度数据和角速度数据, acc_{x_i} 、 acc_{y_i} 、 acc_{z_i} 是预处理前的三轴加速度传感器采集到的三个正交方向上的第 i 个样本加速度数据, w_{x_i} 、 w_{y_i} 、 w_{z_i} 是预处理前的三轴陀螺仪采集到的三个正交方向上的第 i 个样本角速度数据, n 为样本总数;

[0031] S23、将第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据与预处理过后的样本心率数据、样本加速度数据和样本角速度数据构成样本特征向量, 其中, 所述样本特征向量形式如下:

$$[0032] \quad x_i = [\text{acc}_i, w_i, p1_i, p2_i, hb_i]^T, i = 1, \dots, n$$

[0033] 其中, x_i 是第 i 个样本特征向量, hb_i 、 acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第 i 个样本心率数据、样本加速度数据和样本角速度数据, $p1_i$ 和 $p2_i$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的第 i 个样本压力数据, n 为样本总数。

[0034] 进一步地, 所述步骤 S3 具体过程如下:

[0035] S31、随机生成隐含层输入权重和输入偏置, 形式如下:

$$[0036] \quad a_i \in R^{1 \times 5}, i = 1, \dots, L$$

$$[0037] \quad b_i \in R, i = 1, \dots, L$$

[0038] 其中, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, a_i 是一个具有 5 个随机实数元素的行向量; b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, b_i 是一个随机的实数; L 为隐含层节点数, R 表示全体实数;

[0039] S32、用样本特征向量计算出隐含层输出矩阵, 公式如下:

$$[0040] \quad H = \begin{bmatrix} G(a_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_1 + b_L) \\ \dots & \dots & \dots \\ G(a_1 \cdot x_n + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_n + b_L) \end{bmatrix}$$

[0041] 其中, H 为隐含层输出矩阵, x_i 是第 i 个样本特征向量, $G(x)$ 为隐含层节点的激励函数, 所述激励函数为 sigmoid 函数, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, n 为样本总数, L 为隐含层节点数;

[0042] S33、计算隐含层输出权重矩阵, 公式如下:

$$[0043] \quad H^\dagger = [H^T H]^{-1} H^T$$

$$[0044] \quad \beta = H^\dagger \cdot T$$

[0045] 其中, H^\dagger 是矩阵 H 的莫逆矩阵, H^T 是矩阵 H 的转置矩阵, T 是样本数据的标签矩阵, β 是隐含层输出权重矩阵。

[0046] 进一步地, 所述步骤 S5 具体过程如下:

[0047] 采用训练流程中用到的滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对数据进行预处理, 并构成特征向量, 形式如下:

$$[0048] \quad x' = [\text{acc}', w', p1', p2', hb']^T$$

[0049] 其中 x' 为特征向量, hb' 、 acc' 和 w' 分别为预处理后的心率数据、加速度数据和角速度数据, $p1'$ 和 $p2'$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据。

[0050] 进一步地, 所述步骤 S6 具体过程如下:

[0051] S61、计算隐含层输出, 公式如下:

[0052] $H' = [G(a_1 \cdot x' + b_1) \cdots G(a_L \cdot x' + b_L)]$

[0053] 其中 H' 为隐含层输出矩阵, x' 是特征向量, $G(x)$ 为隐含层节点的激励函数,所述激励函数采用sigmoid函数, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, L 为隐含层节点数;

[0054] S62、计算并输出分类结果,公式如下:

[0055] $y = H' * \beta$

[0056] 其中 y 是极限学习机的分类结果, β 是隐含层输出权重矩阵, H' 为隐含层输出矩阵。

[0057] 本发明相对于现有技术具有如下的优点及效果:

[0058] 1) 本发明采用多种传感器作为判断的依据,和采用手机的GPS导航作为定位依据。提高异常情况判别的准确率之外还提供了异常情况发生的地点信息。

[0059] 2) 本发明采用极限学习机作为异常情况判别算法,有效提高算法的训练速度、运行速度以及检测老人异常情况的准确率。

附图说明

[0060] 图1是本发明中公开的一种基于极限学习机的老人监护系统的结构框图;

[0061] 图2是本发明中公开的蓝牙数据采集模块的结构组成图;

[0062] 图3是本发明公开的一种基于极限学习机的老人监护方法的训练流程图;

[0063] 图4是本发明公开的一种基于极限学习机的老人监护方法的执行流程图。

具体实施方式

[0064] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,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。

[0065] 实施例一

[0066] 参照图1中一种基于极限学习机的老人监护系统的结构框图,如附图1所示,该老人监护系统包括蓝牙数据采集模块、手机APP模块、服务器模块。

[0067] 其中,蓝牙数据采集模块的工程过程如下:a)采集佩戴于老人身上的各个传感器数据,发送到蓝牙模块上;b)蓝牙模块将传感器数据发送到手机APP模块上。

[0068] 其中,手机APP模块的工作过程如下:a)接收来自蓝牙模块的传感器数据;b)采集GPS数据;c)将传感器数据和GPS数据一并发送到服务器模块上。

[0069] 其中,服务器模块的工作过程如下:a)接收来自手机APP模块的传感器数据和GPS数据;b)调用已训练的极限学习机对数据进行处理;c)将预警信息和相关指令发送给GPRS模块;d)将预警信息发送到监护人手机上。

[0070] 该系统各个模块的组成及工作原理如下:

[0071] (1)参照图2所示,为一种基于极限学习机的老人监护系统的蓝牙数据采集模块结构图。蓝牙数据采集模块由蓝牙模块和若干的传感器组成,佩戴于老人身上,用于收集老人身体各项活动数据,并通过蓝牙模块将数据发送到手机APP模块。其中蓝牙模块采用配有CC2540蓝牙芯片的第二代New SmartRF开发板,其电源提供接口与各个传感器的电源接口

相连,其扩展I/O接口与各个传感器的通信接口相连,其蓝牙无线接口与手机APP模块的蓝牙无线接口连接。蓝牙模块通过I/O接口接收各个传感器采集的老人活动数据,并利用蓝牙4.0协议经由蓝牙无线接口将数据发送到手机APP模块上。此外蓝牙数据采集模块所包括的传感器如下:

[0072] a) 三轴加速度传感器:个体运动时,会在三个正交方向产生不同的加速度,这些加速度的变化值可用来判断身体姿势的变化,是判断个体是否发生跌倒的依据。该传感器佩戴于老人腰部,数据采集速率为50Hz。

[0073] b) 陀螺仪:现在陀螺仪可以精确地确定运动物体3个正交方向的转角,通过陀螺仪可以获取人体运动方位的变化来判断跌倒。该传感器佩戴于老人腰部,数据采集速率为50Hz。

[0074] c) 心率传感器:根据人体血液是红色的,即人体血液会反射红光吸收绿光的原理,获得心率数据。通过陀螺仪获得人体心率变化来判断跌倒。该传感器佩戴于老人手腕,数据采集速率为25Hz。

[0075] d) 压力传感器:压力的变化或导致传感器内部电阻的改变,因此压力传感器可以准确地测量出老人脚步压力的改变,由此判断老人的活动状态。该传感器有第一传感器和第二传感器,分别佩戴于老人左右脚底,数据采集速率为50Hz。

[0076] 上述各传感器的通信接口与所述蓝牙模块的I/O接口相连,如图2中实线箭头,电源接口与蓝牙模块的电源提供接口相连,如图2中虚线箭头且除心率传感器的采集速率为25Hz以外,其他各传感器采集速率为50Hz。

[0077] (2) 手机APP模块是安装于老人智能手机上的APP,用于采集GPS数据和接收来自蓝牙数据采集模块的数据,并将蓝牙数据采集模块的数据和手机的GPS数据发送到服务器模块上。其功能的实现步骤如下:

[0078] a) 手机APP模块调用智能手机的蓝牙无线接口与蓝牙数据采集模块相连接,通过蓝牙4.0协议进行通信,接收来自蓝牙数据采集模块的传感器数据。

[0079] b) 手机APP模块调用智能手机的GPS功能获得GPS数据,用于判断老人的位置。

[0080] c) 手机APP模块经由移动互联网与服务器模块相连接,利用TCP/IP协议将传感器数据和GPS数据一同发送到服务器模块上,用于判断老人的活动状况和确定老人位置。

[0081] (3) 服务器模块由服务器和GPRS模块组成,用于接收来自手机APP模块的数据,并利用已训练的极限学习机对数据进行处理,判别是否发生异常情况,并将预警信息通过GPRS模块发送到监护人手机上。其功能的实现步骤如下:

[0082] a) 服务器模块中的服务器通过互联网与手机APP模块相连,并借由TCP/IP协议进行通信,接收来自手机APP模块发送过来的与老人状态相关的传感器数据和与老人位置相关的GPS数据。

[0083] b) 服务器对接收到传感器数据进行预处理后,调用已训练好的极限学习机对数据进行实时处理,分析老人的生理状况和活动状况,判断老人是否发生意外状况。

[0084] c) 服务器模块中的GPRS模块采用SIM800C开发模块。GPRS模块的USB接口与服务器的USB接口相连接,用于指令和数据的传输以及GPRS模块的电源供给。GPRS模块与服务器通过AT指令进行通信,AT指令一般应用于终端设备与PC应用之间的连接与通信。当服务器判断老人发生异常情况时,就会将相关的AT指令以及预警信息通过USB接口发送到GPRS模块

上。

[0085] d) 当GPRS模块接收到来自服务器模块的相关AT指令和预警信息时,就会将预警信息通过GPRS服务以短信的形式发送到监护人的手机上,从而达到预警的目的。其中预警信息的内容包括老人意外发生的内容以及地点信息。

[0086] 综上所述,本发明提出的一种基于极限学习机的老人监护系统与现有系统相比,其特点主要有:1)除了采用三轴加速度传感器和陀螺仪以外,还额外采用了压力传感器和心率传感器作为判断的依据,采用手机的GPS导航作为定位依据。2)采用极限学习机作为异常情况检测算法,与阈值法相比,其优点为无需人为设置难以确定的阈值;与其他智能算法相比,其优点为训练速度快、运行速度快、准确率高。

[0087] 实施例二

[0088] 本实施例公开了一种基于极限学习机的老人监护方法,该方法包括:训练阶段和执行阶段。所述训练阶段包括:S1、采集各传感器的样本数据;S2、对样本数据进行预处理并构造样本特征向量;S3、用样本特征向量训练极限学习机。所述执行阶段包括:S4、采集各传感器的数据;S5、对数据进行预处理并构造出特征向量;S6、用极限学习机对特征向量分类,输出分类结果。

[0089] 其中,传感器包括:佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传感器。

[0090] 其中,所述预处理具体为:采用滑动加权平均滤波算法对所述心率传感器采集的心率数据进行预处理,采用欧氏距离的计算方法对所述三轴加速度传感器采集的加速度传感器和所述三轴陀螺仪采集的陀螺仪数据进行预处理。

[0091] 如图3所示,为一种基于极限学习机的老人监护方法的训练流程图,该方法包括以下步骤:

[0092] S1、采集各传感器的样本数据,传感器包括佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、分别佩戴于人体左右脚底的第一压力传感器和第二压力传感器;

[0093] S2、采用滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对样本数据进行预处理并构造样本特征向量;

[0094] S3、用样本特征向量训练极限学习机;

[0095] 步骤S1、采集各个传感器的样本数据,具体如下:

[0096] 被采集的传感器包括三轴加速度传感器,陀螺仪、心率传感器,第一压力传感器和第二压力传感器;

[0097] a) 三轴加速度传感器:用于测量佩戴者身体在三个正交方向上的加速度,这些测量值可用于判断佩戴者身体姿势的变化,是判断佩戴者是否发生跌倒等异常情况的依据;

[0098] b) 三轴陀螺仪:用于测量佩戴者身体在三个正交方向上的角速度,这些测量值用于判别佩戴者身体运动方位的变化。

[0099] c) 心率传感器:心率传感器通过人类血液会反射红光吸收绿光的原理,获得心率数据。测量的心率数据用来判断佩戴者是否发生异常情况。

[0100] d) 第一压力传感器和第二压力传感器:测量佩戴者双脚的压力值,其测量值用来判断佩戴者是否发生异常情况。

[0101] 步骤S2、采用滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对样本数据进行预处理并构造样本特征向量；具体过程如下：

[0102] S21、采用滑动加权平均算法对样本心率数据进行预处理。具体公式如下

$$[0103] \quad hb_i = \frac{1}{2} \times o_hb_i + \frac{1}{3} \times o_hb_{i-1} + \frac{1}{6} \times o_hb_{i-2}, \quad i = 1, \dots, n$$

[0104] 其中, hb_i 为预处理后的第 i 个样本心率数据, o_hb_i 为预处理前的心率传感器采集到的第 i 个样本心率数据, n 为样本总数, 且设定 $o_hb_0 = o_hb_{-1} = 0$ 。

[0105] S22、采用欧式距离计算方法对样本加速度数据和样本角速度数据进行预处理。具体公式如下：

$$[0106] \quad acc_i = \sqrt{acc_x_i^2 + acc_y_i^2 + acc_z_i^2}, \quad i = 1, \dots, n$$

$$[0107] \quad w_i = \sqrt{w_x_i^2 + w_y_i^2 + w_z_i^2}, \quad i = 1, \dots, n$$

[0108] 其中 acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第 i 个样本加速度数据和角速度数据, acc_x_i 、 acc_y_i 、 acc_z_i 是预处理前的三轴加速度传感器采集到的三个正交方向上的第 i 个样本加速度数据, w_x_i 、 w_y_i 、 w_z_i 是预处理前的三轴陀螺仪采集到的三个正交方向上的第 i 个样本角速度数据, n 为样本总数。

[0109] S23、第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据无需经过预处理并与预处理过后的其他数据构成样本特征向量。样本特征向量形式如下：

$$[0110] \quad x_i = [acc_i, w_i, p1_i, p2_i, hb_i]^T, \quad i = 1, \dots, n$$

[0111] 其中 x_i 是第 i 个样本特征向量, hb_i 、 acc_i 和 w_i 分别为预处理后的第 i 个样本心率数据、样本加速度数据和样本角速度数据, $p1_i$ 和 $p2_i$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的第 i 个样本压力数据, n 为样本总数。

[0112] 步骤S3、用样本特征向量训练极限学习机。具体包括：

[0113] S31、随机生成隐含层输入权重和输入偏置。形式如下：

$$[0114] \quad a_i \in R^{1 \times 5}, \quad i = 1, \dots, L$$

$$[0115] \quad b_i \in R, \quad i = 1, \dots, L$$

[0116] 其中 a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, a_i 是一个具有 5 个随机实数元素的行向量； b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, b_i 是一个随机的实数； L 为隐含层节点数, 本发明中 $L = 100$ 。 R 表示全体实数。

[0117] S32、用样本特征向量计算出隐含层输出矩阵。公式如下：

$$[0118] \quad H = \begin{bmatrix} G(a_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_1 + b_L) \\ \dots & \dots & \dots \\ G(a_1 \cdot x_n + b_1) & \dots & G(a_L \cdot x_n + b_L) \end{bmatrix}$$

[0119] 其中, H 为隐含层输出矩阵, x_i 是第 i 个样本特征向量, $G(x)$ 为隐含层节点的激励函数, 本实施例采用 sigmoid 函数, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, n 为样本总数, L 为隐含层节点数, 本实施例中 $L = 100$ 。

[0120] S33、计算隐含层输出权重矩阵。公式如下：

$$[0121] \quad H^\dagger = [H^T H]^{-1} H^T$$

$$[0122] \quad \beta = H^\dagger \cdot T$$

[0123] 其中 H^\dagger 是矩阵 H 的莫逆矩阵, H^T 是矩阵 H 的转置矩阵, T 是样本数据的标签矩阵, β 是隐含层输出权重矩阵。

[0124] 如图4所示,为一种基于极限学习机的老人监护方法的执行流程图,该方法包括以下步骤:

[0125] S4、采集各传感器的数据;

[0126] S5、对数据进行预处理并构造出特征向量;

[0127] S6、用极限学习机对特征向量分类,输出分类结果。

[0128] 步骤S4、采集各传感器的数据

[0129] 在实际应用中被采集的传感器包括佩戴于人体腰部的三轴加速度传感器和三轴陀螺仪、佩戴于人体手腕的心率传感器、佩戴于人体脚底的第一传感器和第二压力传感器。

[0130] 步骤S5、对数据进行预处理并构造出特征向量。

[0131] 采用训练流程中用到的滑动加权平均算法和欧氏距离计算方法对数据进行预处理,并构成特征向量。形式如下:

$$[0132] \quad x' = [\text{acc}', w', p1', p2', \text{hb}']^T$$

[0133] 其中 x' 为特征向量, hb' 、 acc' 和 w' 分别为预处理后的心率数据、加速度数据和角速度数据, $p1'$ 和 $p2'$ 分别是第一压力传感器和第二压力传感器采集到的压力数据。

[0134] 步骤S6、用极限学习机对特征向量分类,输出分类结果。

[0135] S61、计算隐含层输出,公式如下:

$$[0136] \quad H' = [G(a_1 \cdot x' + b_1) \cdots G(a_L \cdot x' + b_L)]$$

[0137] 其中 H' 为隐含层输出矩阵, x' 是特征向量, $G(x)$ 为隐含层节点的激励函数,本发明采用sigmoid函数, a_i 为第 i 个隐含层节点的输入权重, b_i 为第 i 个隐含层节点的输入偏置, L 为隐含层节点数,本发明中 $L=100$ 。

[0138] S62、计算并输出分类结果,公式如下:

$$[0139] \quad y = H' \cdot \beta$$

[0140] 其中 y 是极限学习机的分类结果, β 是隐含层输出权重矩阵, H' 为隐含层输出矩阵。

[0141] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

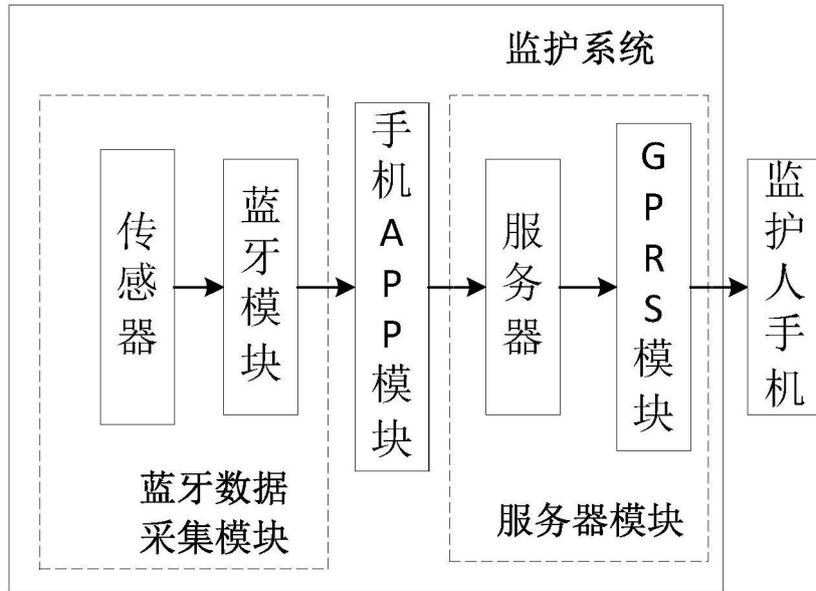


图1

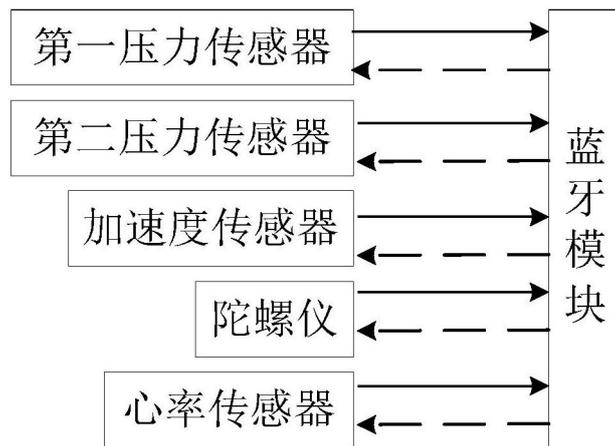


图2

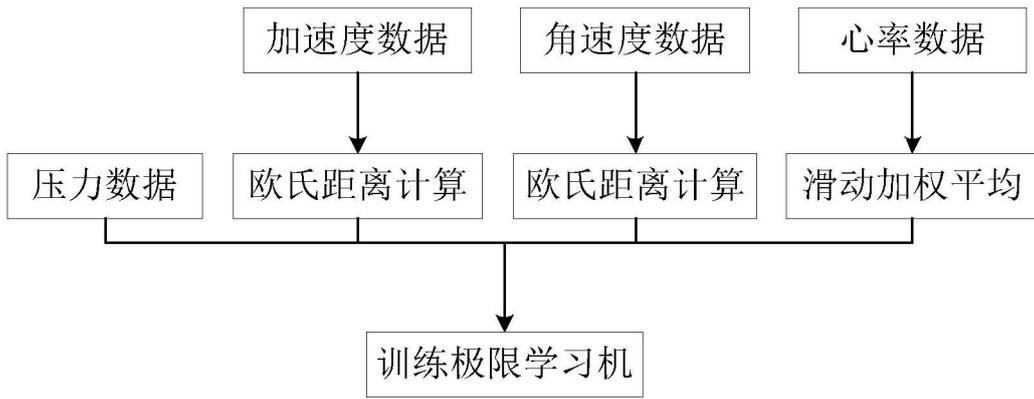


图3

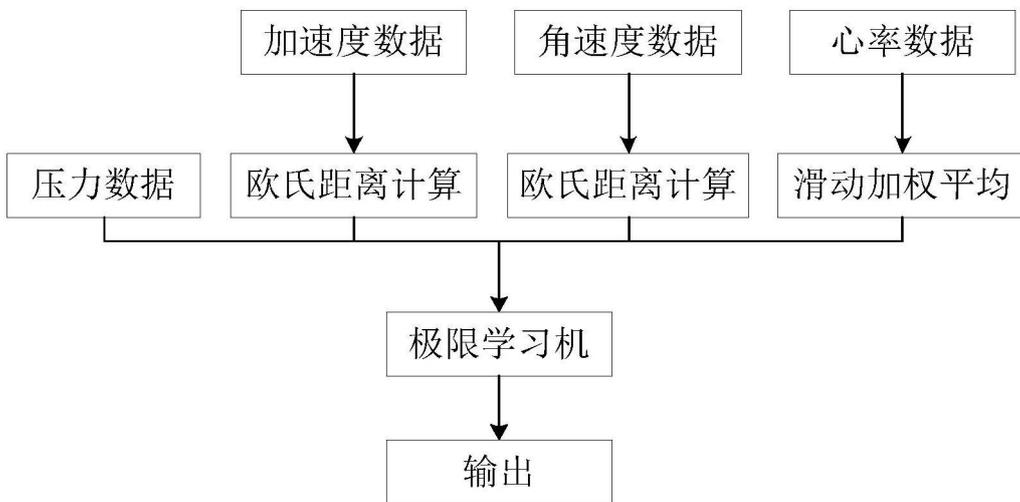


图4