



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108734141 A

(43)申请公布日 2018. 11. 02

(21)申请号 201810520143.3

(22)申请日 2018.05.28

(71)申请人 南京邮电大学

地址 210003 江苏省南京市新模范马路66号

(72)发明人 朱晓荣 徐波 朱洪波

(74)专利代理机构 南京瑞弘专利商标事务所 (普通合伙) 32249

代理人 沈廉

(51) Int. Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 99/00(2010.01)

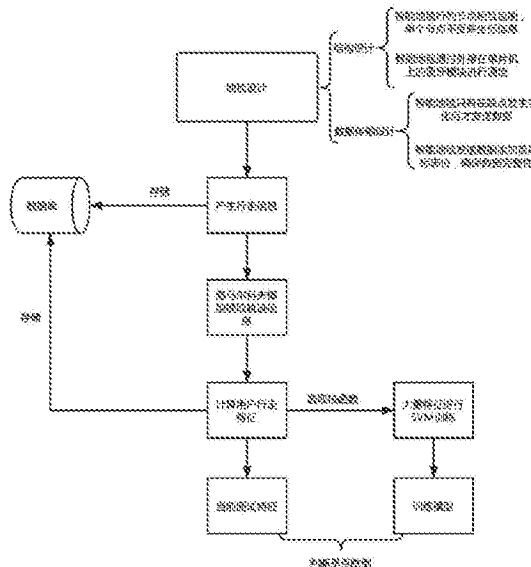
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

一种基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法

(57)摘要

本发明是一种基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,在由按照合理的人体行走规律设计的智能地毯上,使用机器学习的方式将行走过程中地毯踩点在时间及空间数据变化情况作为机器学习的输入特征,通过反复地走动并将信息存入数据库,将存储的特征信息和用户实际走动情况进行匹配,从而实现基于机器学习的特征环境。在进行分类算法之前,建立隐马尔科夫概率转移模型,使地毯获得自适应的物体区分功能,去除地毯上无效的踩点信息,保留目标用户信息。在训练过程中,采用基于SVM(支持向量机)进行训练,选取不同的核函数特征数据反复训练,根据不同的训练结果,在智能地毯上重复走动和跌倒两个过程,建立高可靠性的跌倒判别模型。



1. 一种基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于该方法以智能地毯为硬件基础,结合机器学习中的概率图理论模型以及监督学习中的SVM实现对智能地毯上行走目标的区分,并且提取目标对象的行走信息,综合考虑行走人员在智能地毯上行走的数据特征,提取不同行走情况在空间和时间上的特异性,对行走人员发生跌倒时提供报警。

2. 根据权利要求1所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的跌倒判别划分成硬件层和算法层两个部分,硬件层的设计包括智能地毯上选取传感器的类型,传感器的排列方式,地毯传输信息的信号处理方式以及地毯与外界通信方式;算法层包含两个主要算法,第一种是针对实际环境下复杂的地毯踩点环境,利用概率图模型,将行走轨迹的变化转变为概率问题,通过概率图模型实现轨迹预测,去除地毯上无效踩点信息;第二种是基于监督学习的分类算法,该算法是基于概率图模型提取目标的移动轨迹后,实现正常状态和跌倒状态的区分。

3. 根据权利要求2所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的硬件层,采取基础的按键开关作为传感器,按键开关的排列方式采取行列相间的方式,即每一个开关的按下,所表示的信息为智能地毯的某行或者某列出现按键,而不是直接体现某个坐标被按下,按键间隔是按照35-40码大小进行设计,保证老人每一步的行走能够与按键产生触碰,并且至少包含一组行按键和列按键。

4. 根据权利要求2所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的地毯,封装采取夹心式,即按键粘贴在毛毯上,按键之上再铺一层地毯用于保护按键,地毯每行每列的节点会汇聚到STM32开发板上,直接通过GPIO口相连,通过ARM板接上无线模块实现地毯同外部通信。

5. 根据权利要求2所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的地毯传输信息的信号处理方式采取地毯数据变化一次,无线模块发送一次的方式,减少无效信息的干扰。

6. 根据权利要求2所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的算法层,概率图模型中的隐马尔可夫模型将学习任务归结于概率分布,在智能地毯的数据中观测到当前时刻用户踩点分布,由于下一时刻踩点分布只受限于当前情况,通过预估下一时刻踩点情况的概率分布结合最大后验概率判断当前踩点情况与上一时刻踩点情况的关联性,从而反推当前踩点是由上一时刻哪个踩点转移而来。

7. 根据权利要求1所述的基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,其特征在于所述的SVM实现对智能地毯上行走目标的区分,是将在训练集中找到一个划分超平面,通过核函数将特征映射到超平面构造训练模型;目标用户的行走轨迹反应应该用户每一步的位置变化,同时行走轨迹在存储数据库的过程中也记录了精确到毫秒级的时间,通过时间间隔提取用户行走方向上的加速度信息,通过尝试SVM各类核函数进行训练,根据测试集准确性优化核函数的选择,从而实现跌倒判别。

8. 一种如权利要求1所述方法的实现方法,其特征在于所述的方法的实现包含以下几个流程:

- 1) 设计地毯结构,运行地毯;
- 2) 隐马尔可夫链提取,排除无效轨迹,提取目标用户行走轨迹,数据库存储;
- 3) 根据目标用户行走轨迹提取特征,数据库存储;

- 4) 将特征通过核函数进行SVM训练;
- 5) 目标用户行走特征投入训练集,数据库存储;
- 6) 判别是否跌倒。

一种基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法

技术领域

[0001] 本发明基于机器学习视角,综合分析在智能地毯环境下行走过程中不同行走单位的差异性,利用机器学习中的概率图模型(主要是隐马尔可夫模型)使地毯自适应地去除无效行走信息,并根据目标对象行走过程中的加速度变化,重心等变化情况建立基于支持向量机的监督分类模型。

背景技术

[0002] 智能地毯,是应用于老年人口行走过程中的跌倒检测的智能设备,主要由大量不同形式的传感器节点组成。智能地毯的主要工作是通过底层传感器采集行走人员的足迹信息,在传感器足够强大的情况下甚至可以直接获取重力,加速度等信息,在智能家居中用于对家庭成员行走状态进行监控,在人口老龄化的当今社会有广阔的应用前景。智能地毯跌倒判别系统一般包括硬件层(hardware layer简称:HL)和算法层(algorithm layer简称:AL),HL包含传感器的选择,排列,每一个节点的踩点意义以及通信模块,SL包含整个智能地毯的输出序列以及信号处理方式。

[0003] 随着传感器技术的发展,智能地毯的设计趋近于复杂化,主要表现材料的特殊性增强,传感器的排列密度不断增加。在实验室环境下,通过建立完善的传感器网络,可以采集足够的行走信息,在跌倒判别方面能够直接监控目标的行走状态,降低算法的复杂度。然而,实际情况下智能地毯的设计复杂程度影响其使用成本和维修难度,一旦放入实际应用环境,地毯上出现的各种非行人踩点信息也会影响跌倒判别的准确性。

[0004] 机器学习的目的是通过概率论,统计学等学科的理论,使计算机拥有类似于人类的学习能力,并且能够自适应地不断改善自身的学习能力。目前机器学习主要用于回归问题,分类问题。在基于智能地毯的跌倒判别系统中,机器学习强大的分类更适用于这一场景,该方法关注在复杂度一般的硬件条件下通过寻找地毯踩点情况的关联性,借助隐马尔可夫模型在带有干扰的踩点环境下计算当前踩点状态向下一个状态转移的概率,去除无效踩点信息,提取目标对象的踩点信息,根据该对象的踩点情况计算空间和时间上的运动特征,借助基于SVM(支持向量机)较好的分类能力,起到判别跌倒的作用。在智能地毯环境下,市场更注重地毯的成本问题以及跌倒判别的准确性,利用机器学习算法可以在硬件条件一般的智能地毯环境下提供可靠的判断能力。随着智能家居市场的不断扩大,竞争愈加激烈,通过更加复杂,可靠的算法来弥补底层硬件的成本会成为日后智能化设备的发展趋势。

发明内容

[0005] 技术问题:本发明目的是提供一种基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法,利用机器学习算法解决行走过程中跌倒判断问题,主要解决两个问题,1:如何设计智能地毯,并解决地毯数据的传输方式以及信号处理问题。2:在该地毯条件下,利用机器学习算法,降低无效信息的干扰,区分出目标对象,并且对该对象的行走状态进行分类,实现跌倒报警的功能。

[0006] 技术方案:本发明基于机器学习的智能地毯跌倒判别方法以智能地毯为硬件基础,结合机器学习中的概率图理论模型以及监督学习中的SVM实现对智能地毯上行走目标的区分,并且提取目标对象的行走信息,综合考虑行走人员在智能地毯上行走的数据特征,提取不同行走情况在空间和时间上的特异性,对行走人员发生跌倒时提供报警。

[0007] 所述的跌倒判别划分成硬件层和算法层两个部分,硬件层的设计包括智能地毯上选取传感器的类型,传感器的排列方式,地毯传输信息的信号处理方式以及地毯与外界通信方式;算法层包含两个主要算法,第一种是针对实际环境下复杂的地毯踩点环境,利用概率图模型,将行走轨迹的变化转变为概率问题,通过概率图模型实现轨迹预测,去除地毯上无效踩点信息;第二种是基于监督学习的分类算法,该算法是基于概率图模型提取目标的移动轨迹后,实现正常状态和跌倒状态的区分。

[0008] 所述的硬件层,采取基础的按键开关作为传感器,按键开关的排列方式采取行列相间的方式,即每一个开关的按下,所表示的信息为智能地毯的某行或者某列出现按键,而不是直接体现某个坐标被按下,按键间隔是按照35-40码大小进行设计,保证老人每一步的行走能够与按键产生触碰,并且至少包含一组行按键和列按键。

[0009] 所述的地毯,封装采取夹心式,即按键粘贴在毛毯上,按键之上再铺一层地毯用于保护按键,地毯每行每列的节点会汇聚到STM32开发板上,直接通过GPIO口相连,通过ARM板上无线模块实现地毯同外部通信。

[0010] 所述的地毯传输信息的信号处理方式采取地毯数据变化一次,无线模块发送一次的方式,减少无效信息的干扰。

[0011] 所述的算法层,概率图模型中的隐马尔可夫模型将学习任务归结于概率分布,在智能地毯的数据中观测到当前时刻用户踩点分布,由于下一时刻踩点分布只受限于当前情况,通过预估下一时刻踩点情况的概率分布结合最大后验概率判断当前踩点情况与上一时刻踩点情况的关联性,从而反推当前踩点是由上一时刻哪个踩点转移而来。

[0012] 所述的SVM实现对智能地毯上行走目标的区分,是将在训练集中找到一个划分超平面,通过核函数将特征映射到超平面构造训练模型;目标用户的行走轨迹反应该用户每一步的位置变化,同时行走轨迹在存储数据库的过程中也记录了精确到毫秒级的时间,通过时间间隔提取用户行走方向上的加速度信息,通过尝试SVM各类核函数进行训练,根据测试集准确性优化核函数的选择,从而实现跌倒判别。

[0013] 本发明的实现方法包含以下几个流程:

[0014] 1) 设计地毯结构,运行地毯;

[0015] 2) 隐马尔可夫链提取,排除无效轨迹,提取目标用户行走轨迹,数据库存储;

[0016] 3) 根据目标用户行走轨迹提取特征,数据库存储;

[0017] 4) 将特征通过核函数进行SVM训练;

[0018] 5) 目标用户行走特征投入训练集,数据库存储;

[0019] 6) 判别是否跌倒。

[0020] 有益效果:本发明通过搭建结构新颖的地毯降低了地毯搭建成本,同时为使用机器学习算法提供了足够的数据来源。隐马尔可夫模型和SVM模型对于跌倒判别这种二分类问题有较好的数据分类能力,能够在实际应用中为老人跌倒提供准确的报警功能。

附图说明

- [0021] 图1是局部地毯按键结构示意图。H1——H5表示行1至行5；L1——L9表示列1至列9；
- [0022] 图2是智能地毯跌倒判别系统流程图。
- [0023] 图3是隐马尔可夫模型结构图。
- [0024] 图4基于隐马尔可夫的目标用户轨迹提取流程。

具体实施方式

[0025] 本发明是以智能地毯为硬件基础，结合机器学习中的概率图理论模型以及监督学习中的SVM实现对智能地毯上行走目标的区分，并且提取目标对象的行走信息，综合考虑行走人员在智能地毯上行走的数据特征，提取不同行走情况在空间和时间上的特异性，旨在能够对行走人员发生跌倒时提供报警。

[0026] 本发明将跌倒判别问题划分成硬件层和算法层两个部分。硬件层的设计包括智能地毯上选取传感器的类型，传感器的排列方式，地毯传输信息的信号处理方式以及地毯与外界通信方式。算法层包含两个主要算法，第一种是针对实际环境下复杂的地毯踩点环境，利用概率图模型，将行走轨迹的变化转变为概率问题，由于地毯上不同物体的下一时刻位置变化仅与当前地毯踩点情况有关，非常符合概率图模型的应用环境，所以可以通过概率图模型实现轨迹预测，去除地毯上无效踩点信息；第二种是基于监督学习的分类算法，该算法是基于概率图模型提取目标的移动轨迹后，实现正常状态和跌倒状态的区分，由于该发明中仅进行行走和跌倒两种状态的区分，所以使用基于机器学习的分类算法能够达到更好的分类效果。

[0027] 针对硬件层，采取基础的按键开关作为传感器是最廉价的方式，本发明中，按键开关只能体现该开关是否被按下，其他信息，如压力，加速度等是不会被提供的。按键开关的排列方式采取行列相间的方式，即每一个开关的按下，所表示的信息为智能地毯的某行或者某列出现按键，而不是直接体现某个坐标被按下，这种设计方式节约了按键使用个数，提高按键信息的读取速度。按键间隔是按照39码大小（老人一般脚偏小）进行设计，尽可能保证老人每一步的行走能够与按键产生触碰，并且至少包含一组行按键和列按键。虽然每个节点无法直接告知用户踩点位置，但是由于表示行和列的按键相互包围，位置靠近，用户极大可能会同时踩到至少一组行列节点从而确定其位置情况，即使用户在某些极端情况下只踩到一个节点，但由于在后续的行走过程中还是可以记录其位置信息，所以这种影响微乎其微，综上基于行列的按键排列是可行的，这种设计降低了按键使用个数，同时又达到了确定位置的功能。地毯按键排列示意图见图1，灰色节点记录所处行，白色节点记录所处列，可以看出该示意图可提供45个坐标，但只需要14条出线。地毯的封装采取夹心式，即按键粘贴在毛毯上，按键之上再铺一层地毯用于保护按键，这种设计同时提高踩踏时的舒适感。地毯每行每列的节点会汇聚到STM32开发板上，直接通过GPIO口相连，通过ARM板接上无线模块实现地毯同外部通信，在信号处理方面采取地毯数据变化一次，无线模块发送一次地方方式，减少无效信息的干扰，为算法层的设计提供先决条件。

[0028] 针对算法层，概率图模型中的隐马尔可夫模型将学习任务归结于概率分布，在智

能地毯的数据中可以观测到当前时刻用户踩点分布,由于下一时刻踩点分布只受限于当前情况,可以通过预估下一时刻踩点情况的概率分布结合最大后验概率判断当前踩点情况与上一时刻踩点情况的关联性,从而反推当前踩点是由上一时刻哪个踩点转移而来。不断通过隐马尔可夫模型可以高效地确定实验对象的轨迹变化,并且可以排除智能地毯上的干扰踩点(宠物,家具等干扰物)。本发明中采取基于SVM的分类方式,SVM支持多分类问题甚至是回归问题,对于仅仅判别正常行走和跌倒,SVM会有较好的性能。SVM的基本思想是将在训练集和中找到一个划分超平面,通过核函数将特征映射到超平面构造训练模型。在本发明中,目标用户的行走轨迹可以反应该用户每一步的位置变化,同时行走轨迹在存储数据库的过程中也记录了精确到毫秒级的时间,可以通过时间间隔提取用户行走方向上的加速度信息,通过尝试SVM各类核函数进行训练,根据测试集准确性优化核函数的选择,从而实现跌倒判别。

[0029] 本发明利用结构巧妙的智能地毯,结合基于机器学习的算法,实现了对智能地毯上行走物体的区分并且能够提取目标用户实现跌倒判别的功能。如摘要附图所示,该发明包含以下几个流程:

[0030] 1) 设计地毯结构,运行地毯;

[0031] 2) 隐马尔可夫链提取,排除无效轨迹,提取目标用户行走轨迹,数据库存储;

[0032] 3) 根据目标用户行走轨迹提取特征,数据库存储;

[0033] 4) 将特征通过核函数进行SVM训练;

[0034] 5) 目标用户行走特征投入训练集,数据库存储;

[0035] 6) 判别是否跌倒。

[0036] 根据地毯的结构以及实际情况下的测量条件,本发明能提取目标用户额度特征主要为以下5项:

[0037] 1) 用户踩点数目变化,跌到状态下用户身体与地毯接触面积会增加。

[0038] 2) 用户跨行跨列数,由于跌倒时主要是肩部,臀部,小腿三个部分主要支撑身体,正常跌倒姿势用户不会蜷缩,所以跨行跨列数有较高意义。

[0039] 3) 用户重心变化,由于跌倒过程有“踉跄”的情况,用户会发生位置上大量偏移,所以重心变化具有代表性。

[0040] 4) 用户踩点时间差,正常情况下,用户跌倒会在短时间内与地毯多次碰撞,在极短的时间间隔内产生1),2),3)三种特征的变化。

[0041] 5) 用户移动加速度变化,该特征是由于跌倒后用户跨行跨列数增加,导致上一时刻踩点位置和当前时刻踩点位置会产生较大的距离偏差,短时间内移动较大距离可以通过加速度进行表示。

[0042] 本发明基于机器学习视角,设计出成本可行,稳定性可靠的智能地毯,结合机器学习的算法实现对地毯上物体的追踪,提取目标监控人员的轨迹信息,再利用机器学习中监督学习的分类算法,实现对目标的跌倒状态区分。该发明能够在降低智能地毯的建造成本下实现较好的跌倒报警功能。

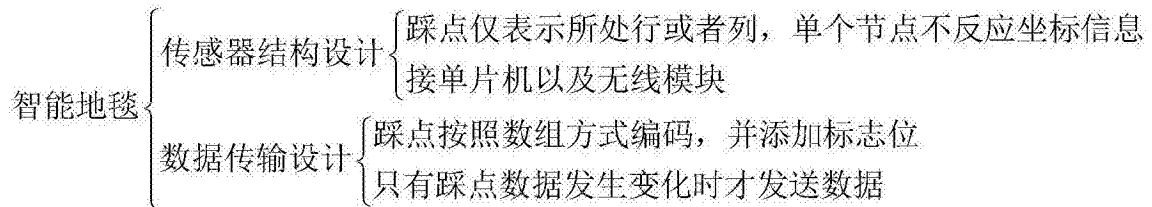
[0043] 智能地毯设计:

[0044] 如图1所示是智能地毯物理拓扑结构部分示意图,智能地毯包含按键部分(即传感器节点)以及通信模块(主要是无线模块)。示意图中白色踩点横向相连,黑色踩点纵向相

连,通过观察可以发现,白色黑色踩点是相互间隔的,有较小的间隔空隙。这种设计方法使得整个行方向,列方向的踩点相连,和传统的一个踩点对应一个坐标相比大幅度节约了智能地毯端口出线个数,使得该地毯能够进一步扩展覆盖面积。

[0045] 目前设计的智能地毯的出线严格按照每列出一线,每行出一线设计,在实际应用中这种创新的接线方式大幅度提高了地毯数据传输速率,降低了传输过程中的误差。地毯的数据编码形式同样也是地毯设计中的关键部分:在 $M \times N$ 的智能地毯环境下, H_i ($0 \leq i \leq M$)表示为第 i 行的踩点情况,该值取0(未踩下)或1(踩下); L_j ($0 \leq j \leq N$)表示为第 j 列的踩点情况,该值取0(未踩下)或1(踩下),则地毯输出的踩点序列格式可表示为{LABEL $H_1H_2 \dots H_M L_1L_2 \dots L_N$ LABEL},记为 $DATA_t$,其中前后两个LABEL为输出序列的标志位,用于在传输数据的过程中判断一组数据的完整性。 H_i 和 L_j 取0取1的情况可以解析整个智能地毯的踩点情况,例如当传输数据中只有 H_2 和 L_1 为1,其余数据为0,可以直接判断该用户正处于坐标(2,1),其他情况以此类推。智能地毯可以和各类型单片机进行接线,通过无线模块将智能地毯的踩点信息与外界进行通信。可以将智能地毯的设计总结为如下框架:

[0046]



[0047] 智能地毯的硬件设计是跌倒判别功能的基础,在智能地毯的数据发送过程中使用踩点变化一次,数据发送一次传输机制。由于智能地毯的无线模块是与后端平台进行通信,后端平台具备数据运算的功能,所以接下来的算法层实现是运行在该后端平台上的,后端平台主要实现的功能有数据库的存储以及机器学习算法的运算,接下来将系统介绍如何在智能地毯环境下实现基于隐马尔可夫模型的轨迹提取功能以及利用基于SVM实现跌倒状态的区分。

[0048] 基于隐马尔可夫的轨迹提取以及SVM跌倒判别:

[0049] 图3是隐马尔可夫模型的图结构,可以将隐马尔可夫模型划分为状态变量组 $\{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ 和观测变量组 $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ 。状态变量组表示在整个隐马尔可夫模型中不可被直接观测到的变量,在本发明中指地毯上行走单位的划分情况(包含地毯上行走单位个数,静止的物体,行走单位轨迹等不能直接从数据序列观测的信息);观测变量组表示在隐马尔可夫模型中可直接获取的踩点序列数据,即在 t 时刻的踩点序列 $DATA_t$ 。由图3可知,隐马尔可夫模型 t 时刻状态变量组仅会从 $t-1$ 时刻状态转移,这种对应关系与实际行走过程中位置移动关系类似,地毯上的下一时刻踩点状态与当前位置踩点状态有高度关联性,下面将结合智能地毯的结构建立隐马尔可夫模型。

[0050] 结合上文智能地毯设计部分, $DATA_t$ 中元素1所在位置,可提取 t 时刻踩行踩列信息,在进行隐马尔可夫状态转移之前需要将发送序列 $DATA_t$ 转为坐标信息,即只包含0,1的 $M \times N$ 维度矩阵 G ,该矩阵可以直接体现整个地毯的踩点坐标情况。从踩点序列 $DATA$ 到坐标矩阵 G 的变化过程如下:


```

int[,] G=new int[M,N];
for (int i = 1; i < M; i++)
{
    for (int j = M; j < M+N; j++)
[0051] {
    if (DATA[i] == "1"&&(DATA[j] == "1"))
    {
        G[i, j]=1
    }
    else
        G[i, j]=0
[0052] }
}

```

[0053] 基于以上分析,需要通过隐马尔可夫模型从坐标矩阵G中提取目标用户的轨迹信息,去除无效的踩点信息,最终找到稳定的行走轨迹信息。整体系统从初始时刻到n时刻的联合概率密度可表示为:

$$[0054] \quad P(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n) = P(y_1)P(x_1 | y_1) \prod_{i=2}^n P(y_i | y_{i-1})P(x_i | y_i)$$

[0055] 其中 $P(y_1)P(x_1 | y_1)$ 表示初始状态的观测变量出现概率,在智能地毯环境下由于地毯开启整个系统就进入运行,没有固定的开始状态,所以在智能地毯环境下主要的研究的对象为当前时刻坐标信息和前一时刻坐标信息的转移概率。

[0056] 当前时刻坐标信息矩阵 G_t , G_t 中坐标序列(包含目标用户踩点坐标;无效的踩点坐标)记为 $\{D1_t, D2_t, D3_t \dots\}$,其中元素D是一个包含坐标信息的二元数组,表示某个踩点的坐标即

$D = \begin{bmatrix} H_{D_j^{t-1}}, L_{D_j^{t-1}} \end{bmatrix}$,根据前一时刻的踩点坐标序列 $\{D1_{t-1}, D2_{t-1}, D3_{t-1} \dots\}$ 可以得到前一时

时刻的踩点 D_i^t 到下一时刻踩点 D_j^{t-1} 的状态转移概率 $P(D_i^t | D_j^{t-1})$,当前时刻的所有踩点都需要和下一时刻所有踩点进行转移概率的计算,显然该转移概率和前后时刻的两个踩点距离有关,可以通过将转移概率正比于两个坐标的距离来计算转移概率,即:

$$[0057] \quad P(D_i^t | D_j^{t-1}) \propto \text{sqrt} \left[\left(H_{D_i^t} - H_{D_j^{t-1}} \right)^2 + \left(L_{D_i^t} - L_{D_j^{t-1}} \right)^2 \right]$$

[0058] 即表示上一时刻第j个踩点 D_j^{t-1} 坐标 $\begin{bmatrix} H_{D_j^{t-1}}, L_{D_j^{t-1}} \end{bmatrix}$ 与当前时刻第i个踩点 D_i^t 坐标 $\begin{bmatrix} H_{D_i^t}, L_{D_i^t} \end{bmatrix}$ 的距离正比于两点之间的转移概率。实际情况下,智能地毯踩点个数有限,通过以上过程的概率转移计算可以发现一些由家具,掉落物品等造成的干扰踩点,由于这些干扰踩点与用户移动过程中的踩点关联性较小,所以可以借助隐马尔科夫状态转移模型进行去除。基于隐马尔可夫模型的目标用户轨迹提取流程见图4。

[0059] 在实际的家庭环境下,尤其是独居老人环境隐马尔可夫模型运行效率较高,可以

有效地在该智能地毯上实现对用户移动轨迹的追踪并且可以有效去除无效踩点,这个过程为跌倒判别提供了计算空间,将跌倒判别问题转化为针对单人判断的问题。本发明将在下文详细介绍基于SVM的跌倒判别过程。

[0060] 支持向量机(SVM)的基本思想是通过训练集D找到一个或多个空间超平面实现对测试集分类,最基础的情况是通过超平面线性方程 $w^T x + b = 0$ 进行分类,其中 w 为法向量表示超平面偏移方向, b 是位移项用于表示超平面与原点偏移程度, x 为训练或者是测试特征集。

[0061] 本发明中,跌倒判别是一个典型的二分类问题,需要将 t 时刻技术方案中的五个特征用户踩点数目变化;用户跨行跨列数;用户重心变化;用户踩点时间差;用户移动加速度变化在智能地毯的结构下转换为特征向量组基

[0062] 踩点变化数 L_1 :当前某一用户踩点数目与上一时刻踩点数目做差,并且这里的踩点数为去除了无关节点的有效踩点数目,通常在正常行走的情况下 L_1 取值会稳定在2和3,当跌倒发生后, L_1 会骤然增大。 L_1 可表示为:

[0063] $L_1 = G_{St}$ 中1的个数 - G_{St-1} 中1的个数

[0064] 用户跨行跨列数 L_2 :在追踪到某条用户轨迹后,如发生跌倒,则在轨迹末端会发生大量连续踩点, L_2 可表示为:

[0065] L_2 (跨行) = G_{St} 含1元素最大行坐标 - G_{St} 含1元素最小行坐标

[0066] L_2 (跨列) = G_{St} 含1元素最大列坐标 - G_{St} 含1元素最小列坐标

[0067] 重心变化数 L_3 :当跌倒时,用户通常会出现前倾和后倾两种肢体的动作,重心变化主要体现了跌到过程中向固定方向的偏移程度, L_3 可表示为:

[0068] $L_3 = (\text{avg}(G_{St} \text{含1元素行坐标}) - \text{avg}(G_{t-1} \text{含1元素行坐标}))^2 - (\text{avg}(G_{St} \text{含1元素列坐标}) - \text{avg}(G_{t-1} \text{含1元素列坐标}))^2$

[0069] 用户踩点时间差 L_4 :由于地毯的信息传输只在发生变化时才传输,在单个用户轨迹发生变化时同样可以提取时间差,跌倒过程会导致踩点时间差急剧减少,目前基于STM32和无线模块的传输方式能够把输出信号时间差精确到毫秒级。

[0070] 用户移动加速度 L_5 :该变量是可以看作是综合了变量 L_3, L_4 。跌到过程从开始摔倒到跌倒地面的过程中会出现脚步快速移动的过程,这一过程是发生在完全着地之前的,根据加速度与位移公式 $L_3 = V_0 t + \frac{1}{2} a L_4^2$,可以忽略初速度 V_0 ,直接求取加速度 a 。

[0071] 上述为几个主要特征的提取过程,由于五个特征与跌倒状态既有正相关又有负相关,所以需要引入核函数将特征向量组 $\{L_1, L_2, L_3, L_4, L_5\}$ 映射到更高维度的空间 $\Theta(L)$,将特征空间中的超平面模型改进为 $f(L) = w^T \Theta(L) + b$,对于该超平面求解转化为求解以下优化模型:

[0072] $\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$

[0073] s. t. $y_i (w^T \Theta(L_i) + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, m.$

[0074] 设输出空间为 X ,在该输出空间定义的核函数可表示为 $k(\cdot, \cdot)$,核函数对任意数据集产生的 Σ 矩阵都是半定矩阵。反之,只要一个对称函数对应的核矩阵是半定的,那么该对称函数就可以作为核函数。在本发明中,通过将数据库中的训练数据映射到不同核函数进行训练可以得到不同的分类超平面,常用的核函数有线性核,多项式核,高斯核,Sigmoid核等,根据实际判别的准确率进行调整。

[0075] 在训练出分类超平面后,可直接进行测试,根据分类结果判别是否发生跌倒。在实际应用中,特征向量组 $\{L_1, L_2, L_3, L_4, L_5\}$ 具体数值需要根据模型的判别准确性进行调整,整个智能地毯的跌倒判别准确性会随着行走人员数目增多而下降,但在只有1个或2个行走单位时可以表现出超高的判别能力,对于独居老人环境非常适用。

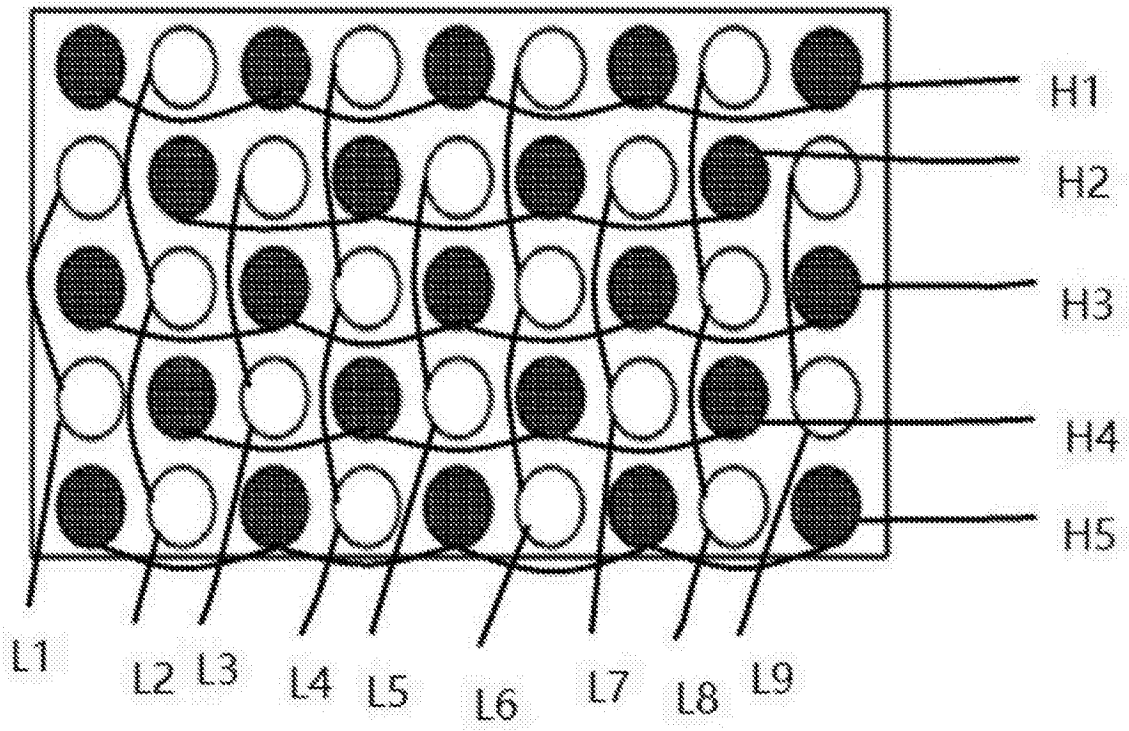


图1

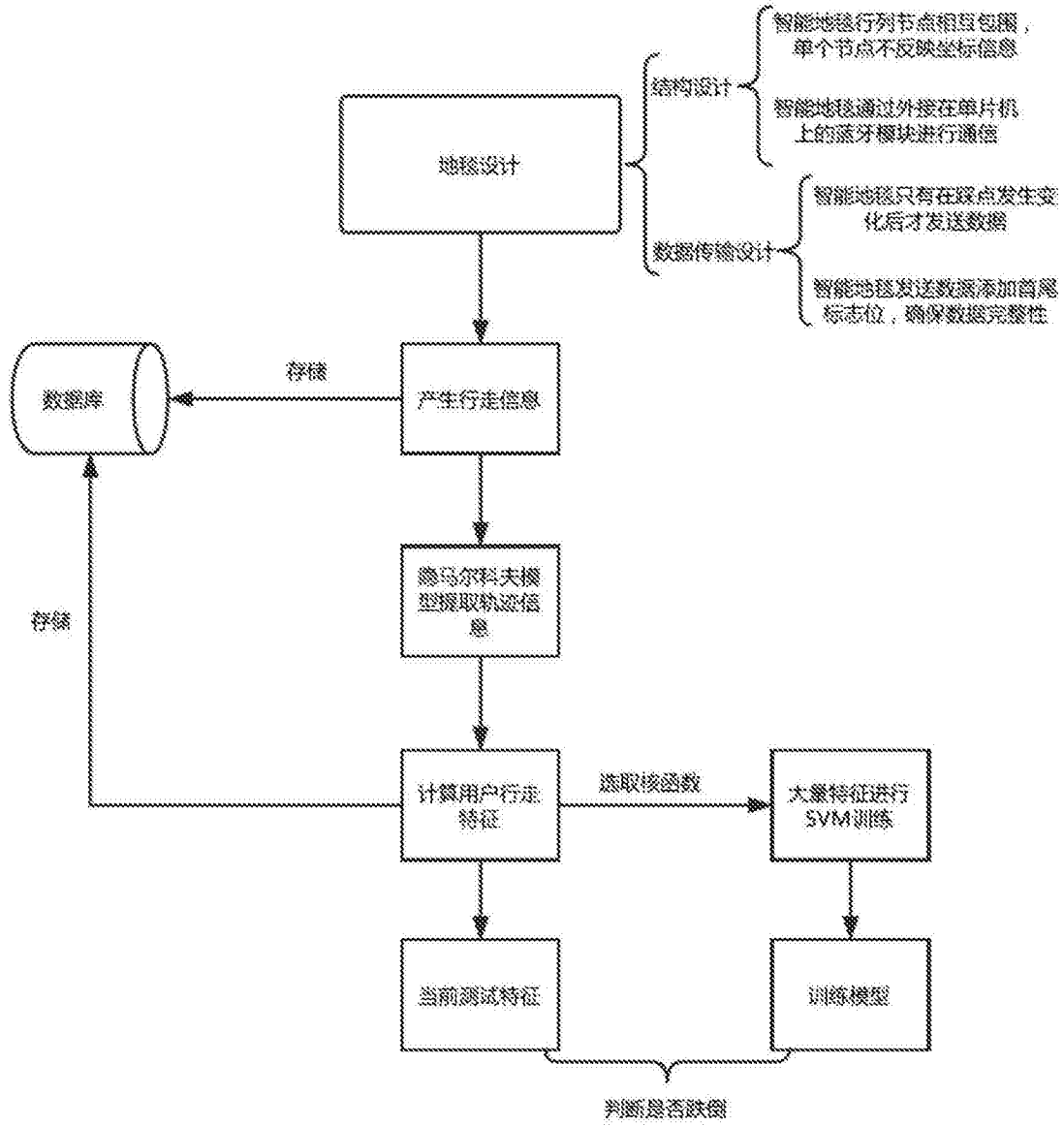


图2

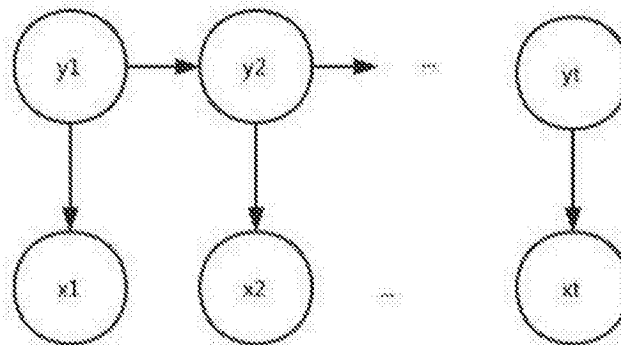


图3

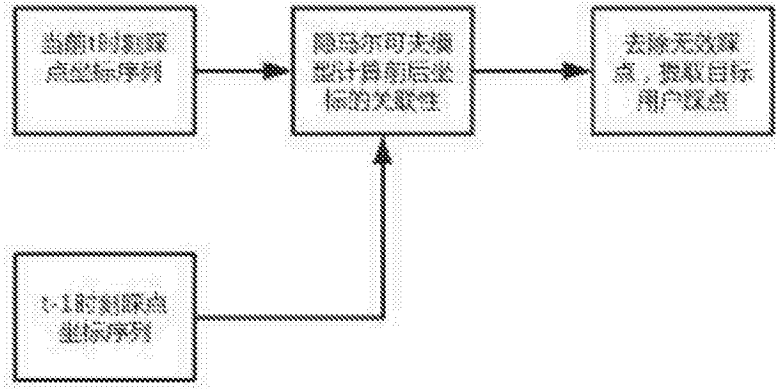


图4