

基于 SVM 的人体运动状态检测

于雷 辛晓越 卢志泳 陈志鹏 刘宁

(中山大学软件学院 广州 510006)

摘要 针对人体运动状态监测中出现的设备要求苛刻、预测精确度较低等问题,采用了一种基于支持向量机(SVM)的人体运动状态检测方法。该方法通过移动终端设备中的传感器获取人体运动数据,并利用 SVM 对“小数据集”进行运动状态建模和预测,最终实现了低设备要求、高准确度的人体运动状态检测,并通过实验验证了其有效性。

关键词 支持向量机(SVM),运动状态监测,移动设备

中图分类号 TP312 **文献标识码** A

SVM-based Method and System for Recognition of Human Movement

YU Lei XIN Xiao-yue LU Zhi-yong CHEN Zhi-peng LIU Ning

(School of Software, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)

Abstract We propose to use the sensors in mobile devices to recognize the state of users movement by small data set. We suggest a mechanism, based the support vector machine(SVM), to model and classify the movement of mobile clients. Since the mobile devices will handle different sensor data in use, we suggest two coordinate system for the data set, called device coordinate and the standard coordinate. After the sensor data in device coordinate being mapped to the standard coordinate, they will be put into support vector machine and produce classification results with high accuracy. A realistic study have been conducted to prove that the mechanism is practical and accurate.

Keywords Support vector machine, Motion state monitoring, Mobile devices

1 引言

人体运动状态检测,是希望通过计算机或移动设备收集、分析数据,智能地识别人体当前的运动状态,从而做到智能识别、智能记录。人体运动监测在行为分析、医疗监测、运动员姿势校正等方面具有广阔应用。

然而现有的研究方法中,主要存在两大问题:

一方面,设备要求高,预测准确度低。例如,传感器设备在设置时,通常只考虑并假设设备处于标准方向并一直不变^[1]。但是这在实际情况中是很难实现的,当被测试者处于激烈运动状态时,设备难免会出现方向上的变化。对此,本文提出人体运动状态检测算法,其具有传感器方向自校正的特点,可以通过方向传感器对一系列数据进行映射变换,有效提高了预测准确度。

另一方面,数据学习所需要的数据集过大。在进行数据学习时,传统的模式识别或者人工神经网络方法也可以运用于数据训练中,但是对于“小样本集”,传统的方法不能取得很好的效果。对此,本文提出将支持向量机 SVM(Support Vector Machine)方法引入到人体运动状态的建模和分析中,该方法可以通过 SVM 对“小样本集”进行建模,在确保准确的同时避免高负荷的数据收集。支持向量机 SVM(Support Vector

Machine)方法从严格的数学理论出发,论证和实现了在小样本情况下能最大限度地提高预测可靠性,并已经得到了学术界的重视。同时,SVM已在文字识别^[2]、语音识别^[3]、时间序列预测^[4]等方面得到了成功的应用。

本文第2节介绍几种已经实现的人体运动状态检测方法,并说明其优缺点;第3节介绍1种基于 SVM 的人体运动状态监测算法;第4节对实验结果进行分析;最后对方法进行总结。

2 相关工作

目前人体运动状态检测主要有3种方式:第一种是基于肢体位置标记的状态检测;第二种是基于多设备的状态检测;第3种是基于DR方法的状态导航。

首先,在第1种检测方法中,检测人员需要在人体的四肢关节位置和头部等固定一系列的标志物,然后通过部署在一个小型的室内环境中的各个方位的摄像机对关节上标记物的位置进行跟踪。随后,把采集到的图像在计算机上运用图像处理的方法进行人体关节位置信息的提取、计算^[5],进而分析人体的运动状态。这是一种比较成熟的人体运动状态检测方法,其所要用到的图像处理算法也已经相当成熟^[6]。但是这种方法也有以下不足:需要高速摄像机对人体运动进行捕捉,

本文受中山大学实验室开放基金项目(KF201117),中央高校基本科研业务费,中山大学青年教师培育项目(2010.62000.316.1035)资助。

于雷 男,主要研究方向为基于 WiFi 的室内定位;辛晓越 男,主要研究方向为云平台下的大数据处理;卢志泳 男,主要研究方向为室内定位技术的研究与应用;陈志鹏 男,主要研究方向为分布式流媒体系统;刘宁 男,博士,副教授,主要研究方向为智能多媒体处理与分析、对等网络中多媒体传输技术、移动终端软件开发技术。

如果摄像机捕捉速度不够,检测结果就会出现较大偏差;另外,这种方法需要部署大量的摄像机,而且如果采用低质量的摄像机,检测结果可能会受四周光线等环境的影响比较大。总的来说,该方法成本高昂,并且仅能适用于小范围的室内环境,无法大规模地推广和使用。

第2种方法中,检测人员需要在人体固定多个检测设备,例如加速度传感器、方向传感器等。数据采集的过程中,设备把采集到的数据发送到接收端,随后处理终端通过对传感器信号波形进行分析,计算获得人体运动的状态^[1]。在有充足数量的传感器的配合下,这种方法对人体运动状态的预测较为准确,而且随着半导体和传感器生产工艺的发展,这个准确性会进一步得到提高。但是,该方法也有以下不足之处:需要在人体固定多个设备,这给使用者增添了额外的麻烦;所佩戴的整套传感器设备成本较高,不适宜一般个人使用;由于传感器本身没有计算能力,需要把数据通过网络传输到计算机再进行处理,这就限定了应用范围只是适用于室内环境,不能做到便携、随时随地检测。

第3种方法中,主要介绍一种基于手机传感器的DR状态导航^[7]。该方法主要分为两部分:脚步检测和方向检测。我们首先开启传感器,随后将手机放置到裤兜中,通过识别脚步的模式和方向来对人体行走位置进行分析。该方法仅使用单一设备,方便携带。同时,由于该方法将数值由“设备坐标系”转为“标准坐标系”,因此设备可以自由放置,具有较强鲁棒性。不过,该方法在脚步检测时采用中值滤波后的0.15s的滑动窗口进行预处理,方法较为单一,可靠性不强。

本文的方法则能够弥补上述不足,该方法只需要一部具备传感器的手机,而不需要其余高昂设备。首先获取传感器的数据,然后将时间间隔非均匀化的数据均匀化,再通过方向传感器将数据映射到标准坐标系,最终用SVM算法进行样本训练和状态识别。相比于中值滤波,通过SVM方法进行分类,也能够在“小数据集”中获取较强的匹配准确度。由此可见,该方法不受环境限制,无需布置实验环境即可进行检测。

将SVM运用在移动终端的人体运动状态检测中,不仅可以充分利用移动终端灵活便携的优势,更能通过“小数据集”(通常90~100组)获得一个不错的预报准确度。同时,随着智能手机的普及,以及在智能手机上的传感器等硬件技术的不断发展,通过结合智能手机上的各种传感器,运用模式识别等技术手段对从传感器中获得的数据进行处理、分析,使得成本变得越来越低。而且,该方法简单易行,对专用设备的要求低。该方法不仅不会对用户的行为动作造成太大干扰,而且能实时、快速、精确地对用户的运动状态做出判断,并作出相应的处理,例如:检测到老年人跌倒,就会自动发送报警信息等。

3 算法描述

目前主流的Android手机都配备了加速度传感器和方向传感器,利用加速度传感器可以获得基于手机坐标系的加速度 x, y, z 值,此加速度值都除去了重力的影响。例如手机正面向上,平放在水平桌面上时,对应的 x, y, z 值分别是0, 0, 9.8。加速度传感器通常比较灵敏,每秒会返回100~200组数值。

方向传感器可以获得基于手机坐标系的方向值,分别为方向角、倾斜角和旋转角。方向角的定义是手机 y 轴在水平面上的投影与正北方向的夹角(取值范围是0~359,其中0=North, 90=East, 180=South, 270=West);倾斜角的定义是手机 y 轴与水平面的夹角(手机 z 轴向 y 轴方向移动为正,取值范围是-180~180);旋转角的定义是手机 x 轴与水平面的夹角(手机 x 轴离开 z 轴方向为正,取值范围是-90~90)。通常方向传感器不太灵敏,每秒大概返回10~20组数值。

手机中方向传感器和加速度传感器的数据方向如图1所示。

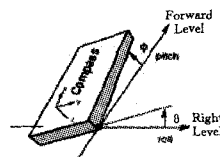


图1 手机传感器获取数据示意图

在传感器的选择中,本文选取Android手机中的传感器,并用Android手机进行实验与测试。

3.1 具体步骤

3.1.1 将时间间隔非均匀的数据均匀化

通过Android SDK的API获取到的传感器数据是时间非均匀的。获取数据的频率与传感器、CPU性能、手机当前所处的状态相关(传感器检测到状态变化时会立刻返回数据),因此每一秒内获取的数据量是不一样的,而且一秒内的数据也是非均匀的。为了方便第2步的处理,需要将数据进行合并或者插值。在这个算法里,我们主要使用3次样条插值,每一次获取的传感器数据都会被加上时间标签,然后通过这些时间标签进行等时间间隔插值,从而将传感器获取的数据均匀化。

3.1.2 坐标系数据映射

通过3.1.1节,可以获取到时间均匀化后的加速度传感器和方向传感器的参数,通过立体几何的相关知识,结合加速度传感器参数和方向传感器参数,我们对原手机的加速度向量进行坐标分解,将向量分解到标准坐标系并进行累加,即可得到标准坐标系 X, Y, Z 轴的加速度值,其中 X 轴指向正北方向, Y 轴指向正西方向, Z 轴垂直于水平桌面向上,如图1所示。

设手机自身的加速度值分别为 x, y, z ;方向角、倾斜角、旋转角的值分别为 α, β, γ ,则映射到标准坐标系 X, Y, Z 轴的加速度分别为:

$$\begin{aligned} X &= x(\cos\gamma \cos\alpha - \sin\gamma \sin\beta \sin\alpha) + y(\cos\beta \sin\alpha) - \\ &\quad z(\sin\gamma \cos\alpha + \cos\gamma \sin\beta \sin\alpha) \\ Y &= -x(\cos\gamma \sin\alpha + \sin\gamma \sin\beta \cos\alpha) + y\cos\beta \cos\alpha + \\ &\quad z(\sin\gamma \sin\alpha - \cos\gamma \sin\beta \cos\alpha) \\ Z &= z\cos\gamma \cos\beta + xsin\gamma \cos\beta + ysin\beta \end{aligned}$$

3.1.3 SVM算法样本训练

支持向量机(SVM)通过对待分类数据进行用核函数定义的非线性特征映射,将其映射到某一更高唯特征空间 E 中,从而能够线性可分,然后在新特征空间中 E 中构造最优分类面,形成样本分类的决策规则^[8]。

SVM的优化准则为最大化类间边际,通过最大化边际可使支持向量个数最小化。

SVM作为一种机器学习算法,需要根据有限样本信息匹配最佳分类,在人体运动状态检测算法中,样本信息即为手机传感器获取到的加速度序列。为了获取样本数据,首先需要利用 Android 手机自带的传感器获取人体处于散步、跌倒以及跑步等运动状态的参数,然后将获取到的原始数据经过 3.1.2 节的标准化映射,形成标准坐标系上的状态参数并存储为样本数据。

在实际操作时,我们选用了 libsvm 库^[9]。LIBSVM 是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)副教授等开发设计的一个简单、易用、快速有效的 SVM 模式识别软件包。通过使用该软件包,可以比较简单地对本训练和状态识别。

3.1.4 SVM 算法识别运动状态

支持向量机 SVM 是一个分类器,在线性可分情况下,它在这个空间里建立了一个最大间隔超平面,在分开数据的超平面的两边建立了两个互相平行的超平面。分隔超平面使两个平行超平面的距离最大化^[10]。假定平行超平面间的距离或差距越大,分类器的总误差越小。而对于线性不可分情况,它将向量映射到一个更高维的空间,使其线性可分。如果一个线性函数可以将样本完全正确地分开,就称这些数据是线性可分的,如图 2 所示,在一个二维空间里,蓝色的点和红色的点是两个需要区分的类别,中间的直线就是一个分类函数,它可以两类样本完全分开。

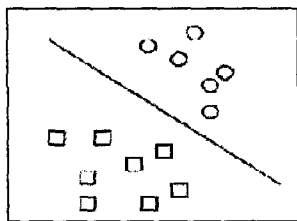


图 2 SVM 分类简介

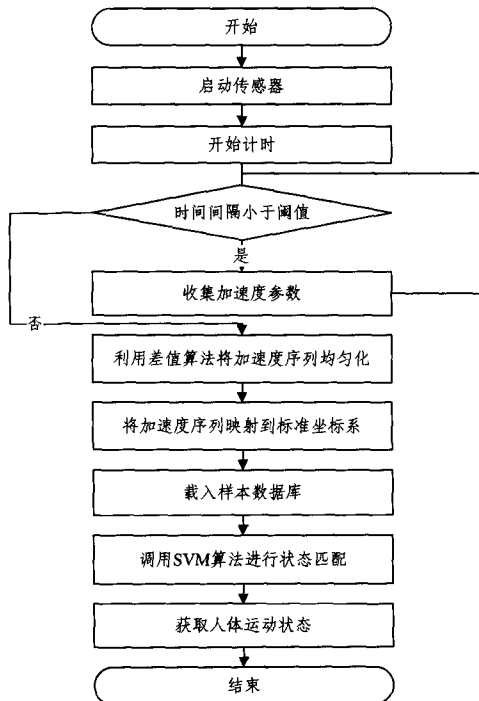


图 3 算法简要流程图

通过 3.1.3 节中获取到的训练样本(作为初始数据)以及 3.1.2 节中得到的标准坐标系上的数据,利用 SVM 算法对传

感器参数进行归类,从而进一步判断出人体当前所处的运动状态。

整个算法的流程图如图 3 所示。

4 实验结果与分析

下面将对算法进行验证。

在标准坐标系映射算法中,我们以手机自由落体为例进行测试,令手机从 1.2 米的高空起,以不同姿态进行自由落体运动并将数据生成折线图。我们选取 5 种姿态,分别为:正面朝上,正面朝下,正面朝西,竖直头朝上,竖直头朝下(详见图 4),并进行了 30 组实验。我们选取一种结果进行展示,详见图 5—图 8。

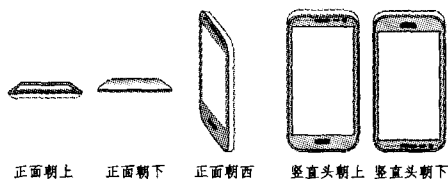


图 4 测试中手机所处的 5 种状态

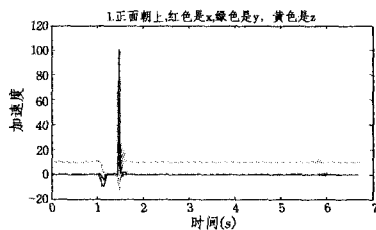


图 5 正面朝上跌落时的加速度图

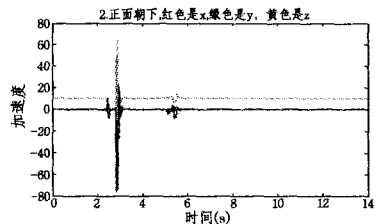


图 6 正面朝下跌落时的加速度图

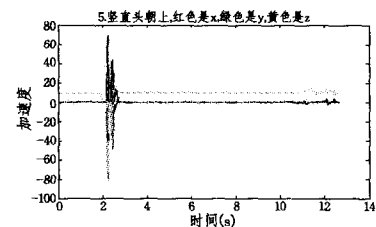


图 7 竖直头朝上跌落时的加速度图

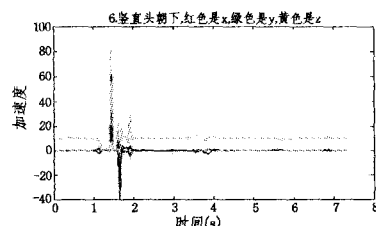


图 8 竖直头朝下跌落时的加速度图

通过标准坐标系换算算法可以获得各种运动状态下,手

(下转第 172 页)

[5] Shen Y, Li S. Restricted p-isometry property and its application for nonconvex compressive sensing, *Adv Comput Math*, DOI 10.1007/s10444-011-9219-y

[6] Chartrand R, Staneva V. Restricted isometry properties and non-convex compressive sensing[J]. *Inverse Problems*, 2009, 24: 1-14

[7] ITU-T Rec. H. 264 and ISO/IEC 14496-10 AVC, Draft ITU-T Recommendation and Final Draft International Standard of Joint Video Specification[S]. Joint Video Team(JVT) of ISO/IEC MPEG& ITU-T VCEG 7th Meeting, Pattaya, Thailand, March, 2003;7-14

[8] Lim K-P, Sullivan G, Wiegand T. Text Description of Joint Model Reference Encoding Methods and Decoding Concealment Methods[C]//Joint Video Team(JVT) of ISO/IEC MPEG and ITU-

T VCEG. Busan, Korea, April, 2005

[9] Chen Zhi-bo, Zhou Peng, He Yun, et al. Fast Motion Estimation for JVT[C]//Joint Video Team(JVT) of ISO/IEC MPEG & ITU-T VCEG (ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 and ITU-T SG16 Q. 6) 7th Meeting, Pattaya II. Thailand, March, 2003;7-14

[10] Trnadt G L D. Fast compressive imaging using scrambled block Hadamard ensemble [C]//Proceedings of the European Signal Processing Conf. Lausanne Switzerland, 2008

[11] Figueiredom A T, Nowakrd R D, Wright SJ. Gradient projection for sparse reconstruction; application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 2007, 1(4):586-597

[12] Xie X, Yu L. A new video codec based on compressed sensing [Z]. 2011

(上接第 168 页)

机在 x 、 y 、 z 三个方向的加速度序列。对这些加速度进行绘图分析可以发现一个规律,即“相同的运动有相似的加速度曲线”。

从以上 5 幅图可以看出, z 轴加速度有明显的相似曲线,都是先维持在 10 左右的重力加速度,然后自由落体期间加速度为 0,一个与地面碰撞产生的巨大加速度,最后稳定在 10 左右的重力加速度;同时, x 和 y 轴方向的数据除了碰撞时,始终稳定在 0 左右。以上数据,证实了我们的算法是行之有效的。

在进行人体运动状态测试的验证中,我们选取了 3 种常见的运动模型。3 种常见的运动为:跌倒、散步、跑步。每组模型我们取 90~100 组值进行学习,随后进行验证性实验。每种动作重复 60 次并记录预期值。每次实验重复 10 次。实验结果如表 1 所列。

表 1 人体运动状态预测测试数据

预期\实际	跌倒	散步	跑步
跌倒	47	5	8
散步	6	39	15
跑步	10	8	42

其准确率如表 2 所列。

表 2 人体运动状态测试准确率

状态	跌倒	散步	跑步
正确率%	78.3	65	70

从表中可以看出,该方法能较为准确地预测出人体简单的运动状态,其中以跌倒的预测正确率最高。从表中还能发现,跑步和跌倒都属于激烈运动,在实时预测中会出现一定的误判,这也是我们整个算法有待改进的地方。

本段是对“跌倒,散步,跑步”3 种运动状态进行建模并通过实验验证其可靠性,而本方法仍适用于其他人体运动状态,只要通过本文介绍的方法进行数据采集并建模,就能得到不错的预测结果。

结束语 本文针对传统方法中对设备和庞大数据量的高

要求等问题,提出一种基于 SVM 的人体运动状态检测算法。其将传感器数据由“设备坐标系”映射到“标准坐标系”,然后将不同特征利用 SVM 分类建模。实验数据表明,该方法在移动终端传感器方面可以进行较好的运动状态检测,确实能够投入于应用之中,但就如何在“小数据集”的情况下进一步提高预测精度,有待进一步研究。

参 考 文 献

[1] 刘晓祥. 基于加速度传感器的动作捕捉系统的研究[D]. 长春: 吉林大学

[2] Van Gestel T, Suykens J A K, Baestaens D E, et al. Financial time series prediction using least squares support vector machines within the evidence framework[J]. 2001(04)

[3] Trotter M W B, Buxton B F, Holden S B. Support vector machines in combinatorial chemistry[J]. 2001(08)

[4] Wan Vincent, Campbell William M Support vector machines for speaker verification and identification[D]. 2000

[5] Aggarwal J K, Cai Q. Human motion analysis: A review [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 73(3): 428-430

[6] 赵冬斌, 张文增, 孙振国. 基于高速摄像的人体上肢运动信息检测[J]. *生物医学工程杂志*, 2002(19): 76-79

[7] Steinhoff U, Schiele B. Dead reckoning from the pocket-An experimental study[C]//IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom.), Ieee. doi: 10.1109/PERCOM.2010.162-170

[8] 王晓丹, 王机勤. 支持向量机训练和实现算法综述[J]. *生物医学工程杂志*, 2002(19): 76-79

[9] Chang Chih-chung, Lin Chih-jen. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2001, 2(3): 27

[10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42