

一种非觉察式的睡眠行为识别方法*

苗强⁺, 周兴社, 於志文, 倪红波

(西北工业大学 计算机学院, 陕西 西安 710072)

Unobtrusive Method for Sleeping Behavior Recognition in Bed

MIAO Qiang⁺, ZHOU Xing-She, YU Zhi-Wen, NI Hong-Bo

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

+ Corresponding author: E-mail: qmiao128@163.com

Miao Q, Zhou XS, Yu ZW, Ni HB. Unobtrusive method for sleeping behavior recognition in bed. *Journal of Software*, 2010,21(Suppl.):21-32. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/10003.htm>

Abstract: Recognition of movements during sleeping is the foundation of sleep quality assessment. This paper proposes an unobtrusive system for activity detection in bed, which collects data by using force sensors, develops user's individualized model according to the theory of statistical pattern recognition, and identifies the user's activity through algorithm of maximum similarity at last. This system does not interfere with the normal life and is easy to deploy. The prototype was implemented and the results showed that the recognition accuracy of sleeping behaviors is above 80%, which illustrates the feasibility and practical value of the system.

Key words: sleeping behavior, force sensor, activity detection, behavior recognition

摘要: 用户睡眠状态下的睡眠行为识别是睡眠质量检测的基础,提出了一种非觉察式的睡眠行为识别技术,该技术使用薄膜压力传感器作为采集设备,根据统计模式识别理论建立用户个性化模型,并通过最大相似度算法识别用户行为.其优点在于系统运行时不会干扰用户正常的生活,并且部署简单,安全性高,实现了基于该理论的原型系统 SmartSleepDetector.实验结果表明,系统睡眠行为的识别正确率达到 80% 以上.该理论方法具备可行性及实用价值.

关键词: 睡眠行为;压力传感器;活动检测;行为识别

人的一生有三分之一的时间在睡眠中度过,睡眠质量不高对于人的心理及生理健康都会造成严重损害^[1].随着各种生理检测技术的发展,睡眠质量检测也从睡眠诊断的专业机构走向了居家环境下进行的日常保健行为.人的睡眠过程中,身体维持固定姿势和位置的时间越长,睡眠深度越深,反之时间越短,睡眠姿势及位置变动较频繁则可能会导致苏醒,睡眠行为是评估睡眠质量的一个重要因素.所以如何在不改变用户日常生活环境的

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60803044, 60903125 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2009AA011903 (国家高技术研究发展计划(863)); the Program for New Century Excellent Talents in University of China under Grant No.NCET-09-0079 (新世纪优秀人才支持计划); the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China under Grant No.20070699014 (教育部高等学校博士学科点专项科研基金); the Shaanxi Provincial Natural Science Basic Research Program of China under Grant No.2010JM8033 (陕西省自然科学基金基础研究计划)

Received 2009-07-15; Accepted 2010-07-09

前提下对用户的睡眠行为进行检测将具有非常现实的意义。

用户的睡眠行为可以划分为大中小型3类,大型行为是指用户躯干旋转超过 90° 或者起身等,中小型行为是四肢和头部小活动的组合.其中,大型行为将导致用户睡眠质量严重下降甚至苏醒,而中小型行为对用户睡眠质量影响甚微,所以该技术重点研究睡眠过程中的大型行为.本文提出了一种非察觉式的睡眠行为识别技术,使用薄膜压力传感器作为采集设备,采集用户各种睡眠姿态下的压力分布数据,并通过统计机器学习的方法建立用户的模型,然后使用最大相似度方法识别用户的身体状态,为用户的睡眠质量检测提供依据.

本文第1节介绍目前睡眠行为检测的研究及进展,并通过对比说明本文提出技术的优点.第2节阐述层次化的系统架构,并介绍每层的功能.第3节重点讨论特征提取的处理过程.第4节和第5节分别详细讲述应用层的两个功能模块——活动检测和行为识别.第6节实现原型系统并设计实验验证该技术的可行性.第7节进行总结,并指出系统的不足及进一步的工作.

1 相关研究及进展

睡眠中睡眠行为检测是睡眠相关检测技术中起步最早的项目,早期适用于居家环境的睡眠中睡眠行为检测技术研究,着重于用户的卧床/起床时间、睡眠中的翻身次数等检测.目前有多家机构或高校从事这方面的研究^[2,3].

睡眠行为相关检测所应用的技术大多采用感测力的方式.利用“荷重元(load cell)”是比较常见的方式,Adami等人^[4]在4支床脚装设荷重元,通过4个床脚荷重信号的改变,得知使用者的睡眠行为等信息.该技术的门槛较低,价格也相对比较便宜,但是检测的粒度较大且体积大.为了能更精细的感测睡眠中的身体活动状态,体积及测量范围相对较小的“压力传感器(force sensor)”应运而生.Nishida等人^[5]在床上布置了221个压力传感器,进行身体姿态及呼吸信号的检测.Vander Loos^[6]也应用了相似的概念,使用54个压力传感器和54个温度传感器构建了SleepSmartTM,应用于身体质量中心的计算与身体活动程度的评估;Harada^[7]通过在枕头下放置压力感测装置,检测因呼吸时压力改变而产生的规律性波动,当睡眠姿势改变时所引起的压力剧烈变化,也可作为身体动作判别的指标.还有学者使用轻薄的垫状感测设备作为睡眠行为状态检测工具,例如“静电荷感应床(static charge sensitive bed,简称SCSB)”^[8],利用两片金属与加在中间的非导电材料,形成类似电容的感测单元,从而检测睡眠中的身体活动状态.另外一个轻巧的感测技术是气垫式的感测垫,Watanabe^[9]通过放置在床垫下的气压垫的变化检测用户的身体活动状况.纺织技术也被应用在睡眠的检测上,如Kimura等人^[10]应用纵横交错的导电纤维,测量用户的身体姿势、呼吸信号、心跳信号等感测信号;Tamura^[11]则是将光纤维部署在床上,进行睡眠行为的检测.

上述各方案都存在一定的局限性,压力传感器项目需要的传感器较多,传感器的部署、安全性及易操作性都存在问题.荷重元的项目部署比较简单,只需要在床脚下固定荷重元设备,但是检测到的数据精度不高,不能对用户的行为进行具体的分类.静电荷感应床和气压垫虽然克服了精度及安全性的问题,但是不具备便携性,系统的部署必须改变用户的日常生活环境.基于上述问题,本文提出了使用少量压力传感器作为感测设备,通过检测用户关键部位的压力分布情况,识别用户的睡姿,进而可以判断用户的睡眠行为.该方案的优点在于容易部署、安全性高、数据充分利用,而且不破坏用户原有的生活环境,具有较高的实用价值.

2 系统架构

该系统采用层次化架构,共分为4层,如图1所示,自底向上分别为物理层、数据层、语义层和应用层.

Application layer	Baheviour identity
	Activity detection
Semantic layer	Feature extraction
Data layer	Preprocessing
	Data acquisition
Physical layer	Device attachment

Fig.1 System structure

图 1 系统结构

2.1 物理层

系统中物理层主要是薄膜压力传感器,部署在用户所处的床垫上.根据文献[12]的结论,“对于只检测肩部、臀部和腿部的压力系统,肩膀和臀部的数据对于大型行为有直接显著影响,而腿部的数据则无显著影响”.基于此结论及行为识别的目的,本系统只采集用户的肩部和臀部的数据.

该系统的感测区域包括用户的肩部和臀部,每个区域均匀部署若干个压力传感器,采集该区域内的压力分布信息.考虑到用户体型的差异以及在翻身过程中可能出现的身體弯曲情况,压力传感器采用了均匀分布交叉放置的部署方案,如图 2 所示,在每个感测区域内平行交叉放置两排传感器,并将其延伸到床的两侧.该部署方案在保证感测区域传感器密度的基础上,增加了纵向传感器的采集范围,减少了传感器数量不足导致的数据采集失真的问题.

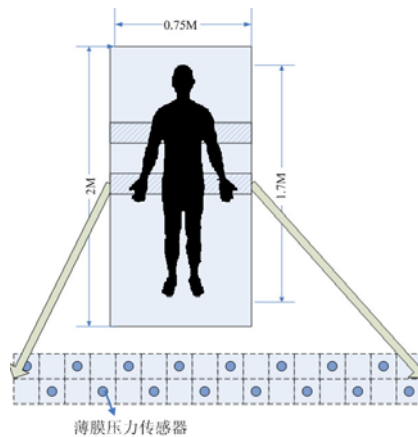


Fig.2 Sensor deployment plan

图 2 传感器部署方案

2.2 数据层

数据层主要分为数据采集和预处理两个模块.数据采集模块的功能是获取用户行为相关的压力数据,并将其持久化存储.预处理则主要对数据层提供的原始数据进行处理,将不可靠的物理数据转换为可靠的情景信息,预处理的方法包括数据标准化和数据平滑.

(1) 数据标准化

传感器在空载时会存在一定的电压,并且每个传感器的空载电压不同,从而造成传感器输出数据的不一致,所以有必要对各数据进行标准化,将其统一到同一标准下.由于传感器的输出电压与加在感测点上的压力成线

性关系,所以可以通过传感器的输出电压减去相应的空载电压的方法来完成数据的标准化.

(2) 数据平滑

由于传感器本身存在一定的不稳定性,传感器的输出数据会存在小范围的浮动,即所谓的数据“毛刺”.同时,由于本系统使用感测点的数据来推测整个受力面的压力分布,有可能出现相邻的两个传感器的输出数据相差比较大的情况.本文分别采用纵向平滑和横向平滑解决上述两个问题.纵向平滑的原理是使用该传感器某些历史数据通过某种算法拟合当前的数据,保持数据的纵向稳定.横向平滑是使用该传感器周围传感器的当前数据拟合该传感器的数据,保持数据的横向稳定.

数据平滑的技术很多,如 Kernel 平滑方法^[13]、 k 近邻光滑方法和样条光滑方法等.其中 Kernel 平滑方法技术成熟且平滑效果较好,它是一种移动窗口平滑方法,采用加权函数,利用窗口内部各个点的数据,来拟和当前点,从而取得平滑效果.其中权重的确定采用 Nadaraya-Waston 估计法.

2.3 语义层

语义层的功能主要是特征提取,对数据层获取的传感器数据进行语义处理,解析该数据所包含的压力分布信息,从而为模型建立和行为识别提供语义上的支持.处理过程主要是确定数字表示的传感器数据的类别归属,提取床上各感测点的受力程度.其重点在于如何确定良好的类别划分边界,保证同类别内数据的相似性及类别之间数据的区别性.本文采取的处理原则是数据均衡原则.详细算法请参考本文第 3 节.

2.4 应用层

应用层按照功能划分为活动检测和行为识别两个模块.活动检测是行为识别的基础.通过活动检测得知用户行为发生则启动行为识别对用户具体行为进行识别.活动检测使用统计学方差理论及根据影响度建立的传感器权值确定理论,根据计算的数据变化情况,判断用户是否发生活动,详细算法请参考本文第 4 节.行为识别使用统计模式识别理论,首先根据用户的训练数据建立用户的个性化睡眠行为模型,然后使用最大相似度算法判断用户的行为类型,详细算法请参考本文第 5 节.

3 特征提取

按照第 2.1 节中传感器的部署,只有处于用户身体着力点区域的传感器采样值明显变化,其他传感器则基本不受影响.因此,以所有传感器数据作为数据样本时必然出现分类不均衡的现象.针对该问题,本文采用类别均衡法^[14]对数据分类进行均衡化处理,避免对小类别的不公平对待.

对于数值型传感器的传感器分散度计算方法,依照上述含义,本文采用等级划分的方法进行处理.等级划分的重点在于如何确定各个等级的边界,确定边界值有长度等值法和分布等值法两种算法.假设系统将传感器的取值范围 $\phi = [C_{\min}, C_{\max}]$ 划分为 N 个等级,等级标号为 $1 \sim N$.

- 长度等值算法

长度等值法的思想是保证所划分的各个区间长度相同,也就是每个等级的取值范围相同.通过取值范围 $\phi = [C_{\min}, C_{\max}]$,可以得传感器可取值范围大小为 $R = C_{\max} - C_{\min}$.为了保证 N 区间中每个区间的长度相同,则每个区间的长度可以通过计算得到,即为 $r = R/N$.从而可以确定每个区间的取值范围.如第 i 个区间的取值范围为 $[C_{\min} + (i-1) \times r, C_{\min} + i \times r]$.

- 分布等值算法

分布等值法的思想是尽量使分布在各区间内的样本数据个数相同,所以需要对应传感器的训练数据进行处理,统计分析出各区间的范围边界.

首先,获取该传感器所有可用的历史训练数据.所谓的可用是指在识别用户行为中发挥作用的那些传感器.在集合 E 中,与该传感器相关的场景组成一个场景集合 T . T 是 E 的一个子集.这里获取的历史训练数据就是集合 T 中所有场景的该传感器的训练数据.假设获取的训练数据个数为 M ,则按照区间分布等值法得到的每个区间的训练数据个数应该是 M/N .然后,对这些传感器按照数值大小进行升序排列.每隔 M/N 个数,系统就将其确定

为边界值,从而得到划分区间的边界值.

综上两种算法,长度等值算法的实现算法比较简单,并且不需要访问具体的训练数据,当传感器数据在整个取值范围分布比较均匀时可以达到比较好的效果.分布等值法则是根据训练数据的特征划分具体的边界,实现起来比较复杂,并且时间和空间复杂度都要比前者大,但是这种方法提取了训练数据中的特征信息,尤其对于分布不均匀传感器的分类效果要比前者好,所以本文后面实现的系统中均采用了分布等值算法来确定等级边界.

经过上述计算,获得了各类别的边界值,然后就可以对传感器的数据进行类别划分,确定每个数据所处的压力类别,从而为应用层提供数据语义层的支持.

4 活动检测

在介绍算法之前,首先定义算法可能用到的参数.

Table 1 Parameters

表 1 参数

Symbols	Meanings
SN	Number of sensors
PN	Number of sleeping position to be detected
TRN	Number of training data
d_{th}	Threshold for detecting
v_i	Test value of sensor i
w_i	Weight of sensor i
L	Window of activity detected sample

4.1 监测

活动检测主要是确定用户是否发生睡眠行为.用户睡姿及位置的改变影响床上的压力分布,从而促使床上各传感器的输出数据发生变化,因此可以通过计算检测窗口内的统计数据是否发生明显改变来判断用户是否发生活动.本文使用统计学的方差理论来进行检测.

假设以时刻 t 为终点建立样本, t 时刻的检测记录表示为 $sample_data(t)=\{v_1(t),v_2(t),\dots,v_{SN}(t)\}$.依据上表中各参数的定义,各检测样本数据的方差可通过公式(1)计算获得.

$$S_i^2(t) = \frac{1}{L-1} \sum_{k=-(L-1)}^0 (v_i(t-k) - \bar{v}_i(t))^2 \quad (1)$$

其中, $\bar{v}_i(t)$ 是检测窗口内样本数据的均值,即 $\bar{v}_i(t) = \frac{1}{L} \sum_{k=-(L-1)}^0 v_i(t-k)$.

每个传感器在检测时间内的方差,表示该传感器在检测时间内输出数据的变化程度.为了表示所有传感器在检测时间内的总体变化程度,本文定义了系统检测值,表示为

$$S(t) = \sum_{i=1}^{SN} S_i^2(t) \times w_i \quad (2)$$

其中,传感器权重 w_i 的设定请参考第 4.2 节的内容.

活动检测值是各传感器方差的加权值,通过活动检测值的大小可以判断是否有睡眠行为发生.判断活动产生的依据是检测该值是否超过系统预先设定的检测阈值 d_{th} .系统获得 t 时刻的活动检测值后,如超过阈值,则判定 t 时刻用户有睡眠行为发生,反之则没有发生.

4.2 传感器的权重 w_i

基于第 2.1 节中物理层传感器部署位置的差异,用户睡姿或位置发生变化时对应每个传感器采样数据的变化幅度也具有较大差异.相应地,每个传感器对用户行为的真实反应程度不同,即对识别检测用户行为的影响度不同.本文提出了基于睡姿识别影响力的传感器加权算法,而通过上述分析表明传感器的影响力通过传感器分散度和传感器区别度加以描述.传感器分散度主要表示传感器在各睡姿之间分散程度,该值越大表示传感器值越集中,越小表示越分散.传感器区别度的功能是量化传感器的区别能力,即只存在该传感器时能够正确识别睡

姿的能力.该值越大表示传感器识别能力越强.

4.2.1 传感器分散度的计算

用来测度观测变量值之间差异程度的指标有很多,在统计分析推断中最常用的主要有极差、平均差和标准差等几种^[15].上述几种方法都是反映数据分散程度的绝对值,其数值的大小一方面取决于原变量值本身水平高低的影响,也就是与变量的均值大小有关,变量值绝对水平高,离散程度的测度值自然也就大,绝对水平小的,离散程度的测度值自然也就小;另一方面,它们与原变量值的计量单位相同,采用不同计量单位计量的变量值,其离散程度的测度值也就不同.因此,对于平均水平不同或计量单位不同的不同组别的变量值,是不能用上述离散程度的测度值直接比较其离散程度的.为消除变量值水平高低和计量单位不同对离散程度测度值的影响,需要计算离散系数.

离散系数通常是就标准差来计算的,因此也称为标准差系数,它是一组数据的标准差与其相应的均值之比,是测度数据离散程度的相对指标.离散系数的作用主要是用于比较不同总体或样本数据的离散程度.离散系数大的,说明数据的离散程度大;离散系数小的,说明数据的离散程度小.

所以,针对传感器均值样本,可以通过计算样本离散系数来表示传感器分散度 $DISP$.即

$$DISP(Situation, Context) = \frac{\sigma_{\bar{x}}}{\bar{x}} \quad (3)$$

其中,涉及到两个参数的计算,即标准差 S 和均值 X .下面我们介绍这两个参数的计算方法.

假设共有 N 个睡姿,则可以得到上式两个参数所需的计算公式(4)和公式(5).

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AVER(i, j) \quad (4)$$

$$\sigma_j = \frac{1}{N-1} \sqrt{\sum_{i=1}^N (AVER(i, j) - \bar{x})^2} \quad (5)$$

4.2.2 传感器区别度的计算

得到传感器的等级边界后,接下来计算数据传感器的传感器分散度.首先调用上面计算的等级边界值,得到各均值所属的等级,然后确定这些等级不同的个数 num .因为传感器划分的等级个数不同,得到的 num 数也将不同,所以传感器分散度为 $DIST(c)=num/N$.

4.2.3 传感器权重

区别系数 DC (dispersion coefficient)由传感器分散度和传感器区别度两部分组成,考虑到两部分存在正交关系,本文使用公式(6)计算传感器的区别系数.

$$DC(i) = DISP(i) \times DIST(i) \quad (6)$$

通过上式计算得到各个传感器的区别系数,然后计算各传感器的权重.通过公式(7)得到所有传感器的区别系数之和 DC_SUM .

$$DC_SUM = \sum DC(i) \quad (7)$$

从而可以计算每个传感器权值为

$$WEIGHT(i) = DC(i)/DC_SUM \quad (8)$$

5 行为识别

用户的行为是一个动态过程,持续时间比较短,并且行为过程比较复杂,很难对其建立有效的模型.而与行为密切联系的睡姿,是一个静态过程,在一段时间内不会发生明显变化,并且每个行为前后的睡姿都是固定的.所以本文提出了通过检测行为前后睡姿的变化来判断用户的行为的方案.

5.1 睡姿模型

睡姿模型是用户睡姿的抽象描述,是睡姿识别的基础.该系统采用统计模式识别技术来建立用户的睡姿模型.针对每种睡姿,统计各传感器的训练数据,获得每种类别下训练数据的个数,然后计算相应的影响因子,建立

用户个性化睡姿模型.影响因子是一个量化概念,表示该传感器受力在不同类别时对睡姿检测提供的影响度.本文以睡姿 i 为例,介绍睡姿模型的建立算法.

首先对睡姿 i 的所有训练数据进行特征提取,获取各传感器的受力类别情况.

然后统计该睡姿下各传感器的各种受力类别个数. $class_num(i,j)$ 表示训练数据中睡姿 i 的 j 类别受力个数,如 $class_num(0,1)$ 表示编号为 0 的睡姿在第一类中的受力个数.

最后,计算每个传感器各类别的影响因子.影响因子的计算可以通过分布该类别的个数在总的个数中所占的比例来表示,如公式(9)所示.

$$factor(i, j) = class_num(i, j) / TRN_i \quad (9)$$

其中, TRN_i 表示睡姿 i 的训练数据的个数.

通过上述算法计算出各影响因子,从而就建立了用户的个性化睡姿模型.

5.2 睡姿识别

睡姿识别主要是使用当前检测到的传感器记录,使用最大相似度匹配算法识别用户的睡姿.下面以睡姿 i 的相似度计算为例,介绍计算睡姿相似度的算法.

首先对测试记录进行预处理和特征提取,获得该记录各数据的受力类别情况,然后分别针对每个传感器的受力类别,通过查找睡姿 i 的模型得到各个传感器在该分类情况的影响因子.进而对各个影响因子进行加权平均如公式(10)所示,求得特定睡姿模型的相似度概率,最终取相似度最高的睡姿作为睡姿识别结果输出.

$$P(t | sp_i) = \sum_{j=1}^n w_j \times factor(i, j) \quad (10)$$

5.3 行为识别

行为识别主要是通过检测行为前后睡姿的差别来完成.首先系统检测记录用户当前的睡姿,进而启动活动检测模块,检测到有活动发生时,系统进行睡姿识别,进而判断新旧睡姿是否相同.如果不同,则说明有系统需要的行为发生,进而判断用户的行为,输出结果;如果相同,则可以判定用户产生的活动是中小型活动,通过文献[12]可知,不会影响用户的睡眠,所以不作为行为识别的输出结果,从而进入活动检测阶段,检测新活动.

当系统识别的旧睡姿和新睡姿不同时,可以通过查询表 2 获得相应的行为.其中纵向表示旧睡姿,横向表示新睡姿,交叉点则表示这两种睡姿下代表的行为.

Table 2 Mapping of sleeping position acts

表 2 睡姿行为映射表

Old sleeping position	New sleeping position			
	Left lying	Supine	Right lying	Prone
Left lying	–	Turning over to right	Full emancipation	Turning over to left
Supine	Turning over to left	–	Turning over to right	Full emancipation
Right lying	Full emancipation	Turning over to left	–	Turning over to left
Prone	Turning over to right	Full emancipation	Turning over to right	–

6 实验及结果分析

为了验证本文所提出的睡眠行为识别技术,作者建立了原型系统的硬件实验平台,硬件平台共包含 4 部分,分别为:美国 TekScan 公司生产的专利产品 FlexiForce 传感器及其配套的电压模组,北京昆仑海岸传感技术中心的数据采集模块 K LW8000 网由设备,以及服务器——LENOVO 台式计算机一台.

部署完成的“智能床”平台如图 3 所示,图 3(a)显示的是被子盖着时智能床的情景,从图中可以看出外表上和普通家居床没有区别,然而揭开被单可以看见图 3(b)上部署的传感器.其他设备均通过连线放置在床垫下面的空间内.

在上述系统平台上,作者使用 Java 语言开发了睡眠行为自动检测及识别系统 SmartSleepDetector,该系统可

检测左侧卧、右侧卧、仰卧和俯卧这 4 种睡姿.为验证上述理论及方法的正确性,邀请两人参加实验,相关信息见表 3.

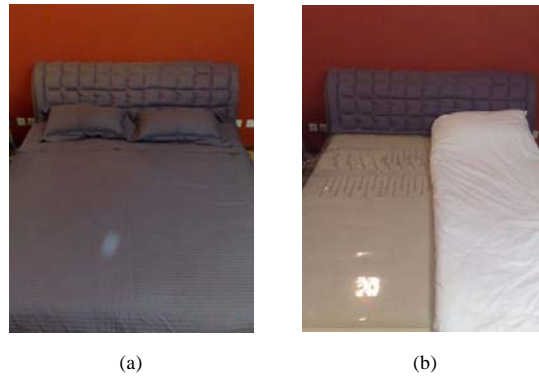


Fig.3 “Smart bed” platform

图 3 “智能床”平台

Table 3 Laboratory personnel information

表 3 实验人员信息

No.	Height	Weight	Sex	Age
A	175	78	Male	25
B	163	52	Female	24

6.1 活动检测实验及结果分析

实验者躺在布好压力传感器的床垫上,每 15 秒做一次翻身动作,翻身动作在 5 秒内完成,动作完成之后静止保持该姿势 10 秒,系统连续采集 5 分钟,并保存到数据库中,用于实验分析.

(1) 检测阈值的实验优化

设定检测窗口 $L=4$,计算实验采集到的各时刻活动数据方差,如图 4 所示,当阈值设置在 20 000~25 000 之间时,可以正常识别用户的活动,阈值设置过高或过低均不能准确识别用户的活动,过高会降低系统的检测灵敏度,而过低则会增加系统的误检率.通过验证,阈值设置在 20 000~25 000 之间,系统的性能没有明显变化,为了平衡灵敏度和漏检率,系统的阈值选取该区间内的中间值,即将其设置为 22 500.

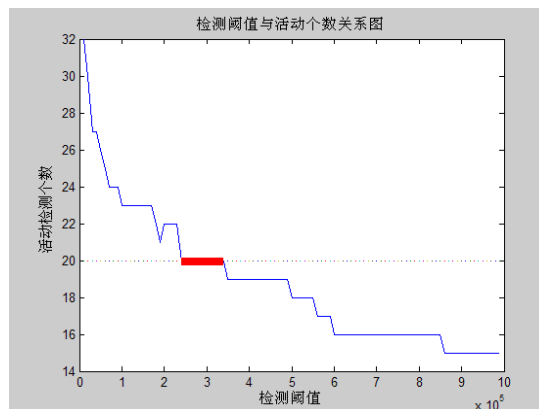


Fig.4 Relationship diagram between detection threshold and active numbers

图 4 检测阈值与活动个数关系图

(2) 进行检测窗口的实验优化

设定检测阈值 $dth=22500$,检测结果如图 5 所示.结果表明,当检测窗口设置为 6~9 时,检测到的活动数为 20,系统的活动检测正确率较高.经过检验,检测窗口设置在 6~9 之间时,系统的性能没有明显变化,所以将其设置为 7.

(3) 检测阈值的优化

设定检测窗口 $L=4$,针对获取到的活动数据,得到每个时刻的数据方差,如图 6 所示.该图分为两部分,图 6(a)表示所有数据方差构成的总体图,图 6(b)表示数据方差在 15 000~30 000 之间的数据部分,从而便于观察重要分布点的数据.

从图 6(a)中可以看出,活动数据的方差变化范围比较广,而且活动之间的方差也有较大差距.从图 6(b)可以看出当阈值设置在 20 000~25 000 之间时,可以识别出用户的活动,尤其是圆圈中标识的小活动,也需要通过合适的阈值识别出来.与之相比,阈值设置较高或较低均不能正确识别用户的活动.阈值设置较高时,检测到的活动值均少于 20 个,系统的检测灵敏度比较低;而阈值设置较低,则检测到了多余 20 个活动,增加了系统的误检率.通过验证,阈值设置在 20 000~25 000 之间,系统的性能没有明显变化,同时为了平衡灵敏度和漏检,系统的阈值去该区间内的中间值,即将其设置为 22 500.

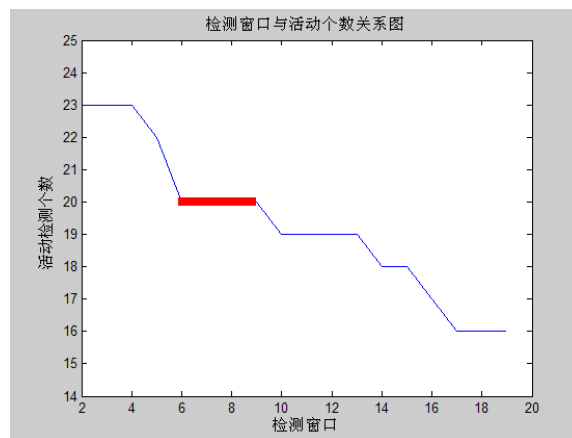


Fig.5 Relationship diagram between detection window and active numbers

图 5 检测窗口与活动个数关系图

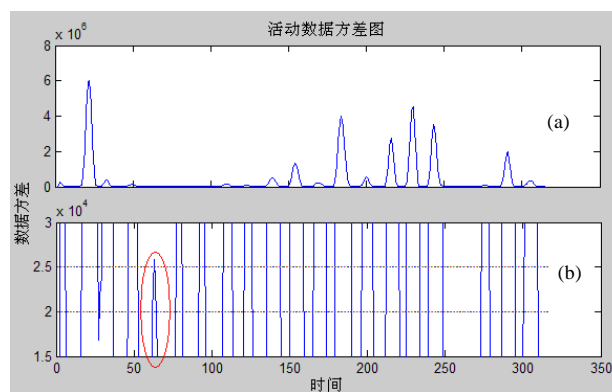


Fig.6 Diagram of active data's variance

图 6 活动数据方差图

6.2 行为识别实验及结果分析

实验者平躺,然后按照系统的提示作出相应的身体变化,针对人员 A 采集了 130 组数据,B 采集了 120 组数据.系统将采集到的数据随机划分为两类,其中 60% 作为训练数据,40% 作为测试数据.重复随机分类步骤,可以获得多次可靠的模拟实验结果.

6.2.1 压力分类个数的实验优化

压力分类个数主要作用在行为识别的特征提取步骤,所以本文分别设置不同的压力分类个数,得到睡姿识别的正确率,如图 7 所示.当分类个数为 7 时,识别率达到最大值,为 82%,增大或缩小时均会降低识别的正确率.深入研究表明,当分类个数较小时,可能会把不相近的数据划分到同一类别中,降低了模型建立步骤中数据的区别性;反之,类别过多则增加了将相近的数据划分到不同类别的概率,破坏了行为识别步骤中数据的相似性.所以系统的压力分类个数最优值设置为 7.

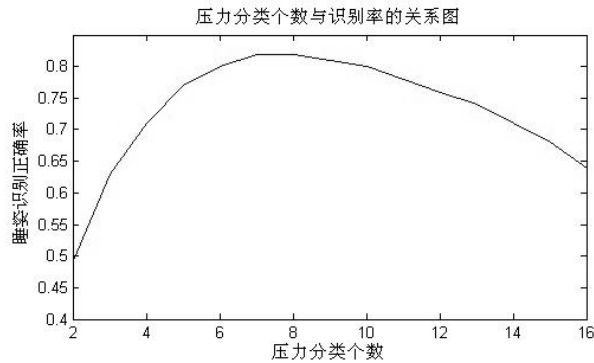


Fig.7 Diagram of the relationship between pressure classification number and recognition rate

图 7 压力分类个数与识别率的关系图

6.2.2 用户睡姿识别结果

将压力分类个数设置为 7,重复随机划分训练数据和睡姿识别检测过程 5 次.经过测试,A,B 的平均睡姿正确识别率分别为 82.30% 和 84.23%.调查发现,B 睡眠过程中各种睡姿下身体的着力点位置变化较小,建立的模型能充分体现用户睡姿的个性化信息,而 A 在睡姿发生变化时身体的着力点位置变化幅度较大,因而各种睡姿模型下训练数据差距较大,识别率相应的低于 B.

进一步分析系统对不同睡姿的识别结果见表 4.实验者 A 的左侧卧和右侧卧的识别正确率比较高,其次是俯卧,仰卧最低.仰卧和俯卧之间误检率接近 15%.左侧卧和仰卧,右侧卧和仰卧也存在一定的误检率,但都低于 10%.而实验者 B 的仰卧和俯卧误检率较高,其他较低.用户左侧卧的数据重点分布在床的左半部分,右侧卧则主要分布在右半部分,仰卧分布于中间部位,而俯卧主要分布于上部感测区域的中间部位.所以左右侧卧较易区别,识别率也相对较高.俯卧和仰卧的受力区域存在重叠,其不同点在于仰卧的下半部受力而俯卧不受力或受力较小,但由于采集数据不稳定,所以会出现误检.

Table 4 Results of experiments' sleeping position recognition

表 4 实验者的睡姿识别结果

Practice	Detection							
	0		1		2		3	
	A	B	A	B	A	B	A	B
0	37	32	3	2	0	0	0	1
1	10	5	105	110	5	6	20	10
2	0	0	4	3	48	42	0	4
3	0	0	4	8	0	0	24	35

Note: 0-turning over to left, 1-supine, 2-turning over to right, 3-prone

上述数据及分析表明,基于压力传感器的非觉察式睡眠行为识别系统对睡眠行为的正确检测率较高,同时相对于其他现有的系统,该系统容易部署、安全性高、数据充分利用,而且不破坏用户原有的生活环境,所以具有较高的实用价值.

7 总 结

本文介绍了一种非觉察式自动检测用户睡眠过程中身体行为的方法,采用了统计模式识别的框架搭建系统的整体架构.首先对薄膜压力传感器获取的压力数据进行预处理和特征提取建立睡姿模型,进而对监测到的实时数据进行模型匹配,识别出用户的睡姿,最终检测出用户的睡眠行为.在数据处理过程中,采用基于区别影响度的加权方法,提高关键位置传感器在活动检测及行为识别中的影响.另外,通过实验对系统中无法确定的参数进行优化选取.该系统在不影响用户睡眠的情况下,可以自动检测用户行为,从而为睡眠质量的检测提供重要可靠的数据支持.针对系统中需要的训练数据较多、过多访问数据库导致运行速度较慢等问题,下一步将主要针对系统的相关性能进行改进和优化.

References:

- [1] Irwin M, Mcclintick J, Costlow C, Fortner M, White J, Gillin JC. Partial night sleep deprivation reduces natural killer and cellular immune responses in humans. *FASEB Journal*, 1996,10:643–653.
- [2] Zhou XS, Yu ZW. Smart assistance oriented elders' living. *Computer Society Communication of China*, 2010,6(6):57–67 (in Chinese with English abstract).
- [3] Zheng ZM, Xu YL. *The Elderly Well-Being and Home Care with Long Distance Technology*. Taizhong: Canghai Bookstore, 2008. 195–216 (in Chinese).
- [4] Adami AM, Hayes TL, Pavel M, Singer CM. Detection and classification of movements in bed using load cells. In: *Proc. of Engineering in Medicine and Biology the 27th Annual Conf. (IEEE-EMBS)*. 2005. 589–592.
- [5] Nishida Y, Takeda M, Mori T, Mizoguchi H, Sato T. Monitoring patient respiration and posture using human symbiosis system. In: *Proc. of the 1997 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IEEE/RSJ)*. 1997. 405–406.
- [6] van der Loos HF, Ullrich N, Kobayashi H. Development of sensate and robotic bed technologies for vital signs monitoring and sleep quality improvement. *Autonomous Robots*, 2003,15(1):67–79.
- [7] Harada T, Sakata A, Mori T, Sato T. Sensor pillow system: monitoring respiration and body movement in sleep. In: *Proc. of the 2000 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems*. 2000. 351–356.
- [8] Rauhala E, Erkinjuntti M, Polo O. Detection of periodic leg movements with a static-charge-sensitive bed. *Journal of Sleep Research*, 1996,5:246–250.
- [9] Watanabe K, Watanabe T, Watanabe H, Ando H, Ishikawa T, Kobayashi K. Noninvasive measurement of heartbeat, respiration, snoring and body movements of a subject in bed via a pneumatic method. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2005,52: 2100–2107.
- [10] Kimura H, Kobayashi H, Kawabata K, van der Loos HF. Development of an unobtrusive vital signs detection system using conductive fiber sensors. In: *Proc. of the 2004 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems*. 2004. 1:307–312.
- [11] Tamura T, Zhou J, Mizukami H, Togawa T. A system for monitoring temperature distribution in bed and its application to the assessment of body movement. *Physiological Measurements*, 1993,14:33–41.
- [12] Cheng CM, Hsu YL, Young CM. Development of a portable device for tele-monitoring of physical activities during sleep. *Telemedicine Journal and e-Health*, 2008,14:1001–1013.
- [13] Ramsay JO, Silverman B. Functional data analysis. *Statistics and Computing*, 1998,8:401–403.
- [14] Zhao FY, Wang CJ, Chen SF. Data mining on imbalanced data sets. *Computer Science*, 2007,34(9):139–141 (in Chinese with English abstract).
- [15] Zhan H, Xu J. Evaluation of measurement of closing pressure by Flexiforce sensors. *Shanxi Textile*, 2004,(62):41–43 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [2] 周兴社,於志文.面向老年人生活的智能辅助.中国计算机学会通讯,2010,6(6):57-67.
- [3] 郑智铭,徐业良.老人福祉科技与远距居家照护技术.台中:沧海书局,2008.195-216.
- [14] 赵凤英,王崇骏,陈世福.用于不均衡数据集的挖掘方法.计算机科学,2007,34(9):139-141.
- [15] 占辉,徐军.测量服装压力 Flexiforce 传感器的评价.陕西纺织,2004,(62):41-43.



苗强(1986—),男,山东日照人,硕士生,主要研究领域为嵌入式计算,普适计算.



周兴社(1955—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为嵌入式计算,分布实时计算,普适计算,传感器网络.



於志文(1977—),男,博士,教授,主要研究领域为普适计算,个性化服务,智能信息技术.



倪红波(1975—),男,博士,讲师,主要研究领域为普适计算,网络化嵌入式计算,资源管理.