

基于室内时空信息的老人安全监测方法

郑晓丽 王海鹏 倪红波 郭斌 林强 白亮 王天本

(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

摘要 近年来,独居老人越来越多,老人在独居生活中必须要面对安全问题,随时存在的安全隐患不仅会降低生活质量,而且会威胁到生命安全。提出了一种基于室内时空信息的实时安全监测方法。该方法通过对历史活动的空间和时间数据进行分析建模来判断当前活动是否异常。通过搭建的实验平台收集实验数据,对实验结果进行分析,并验证了所提出的安全监测方法的有效性。

关键词 时空信息,独居老人,安全

中图分类号 TP391

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.029

Approach to Ensure Safety of Elderly Indoor Based on Spatiotemporal Information

ZHENG Xiao-li WANG Hai-peng NI Hong-bo GUO Bin LIN Qiang BAI Liang WANG Tian-ben

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

Abstract In recent years, the number of elderly people living alone has grown rapidly. The safety issue is a problem that elderly residents must face, which not only reduce the quality of life, but also threaten their lives. This paper proposed a real-time security monitoring solution which based on indoor temporal and spatial information. The method models the spatial and temporal data of historical activities to determine whether the current activity is abnormal. We collected the data by building the experimental platform and verified the effectiveness of the method we proposed in this paper by analyzing the experimental results.

Keywords Spatiotemporal information, Elderly people, Safety

1 引言

生活水平的提高和医疗技术的进步导致老年人口不断增长,独居老人的数量近年来在不断发展壮大,健康及生活保障问题逐渐成为社会的一大课题,而独居老人首要面临的就是安全问题。一方面,他们由于对未知危险及意外的顾忌,可能会有意无意地限制自己的活动,进而降低他们的生活质量;另一方面,如果他们发生意外后不能得到及时救助,甚至会威胁到他们的生命安全。在家庭不能满足老人的照料需求时,老人便会选择住进养老院,这不仅降低了生活的独立性,还会影响他们的心理状态。

现在的无线传感器技术可以做到在非干扰的情况下可靠地收集位置、时间、持续时间即时空信息的数据流,但是如何利用这些信息为老人提供可靠的服务是必须考虑和尝试解决的问题。本文提出了一种利用传感器数据的空间和时间结构进行老人安全监测的方法。该方法通过对历史活动的空间以及时间信息建模,根据建立的模型检测异常活动,并且通过搭建的实验平台收集实验数据,实验结果验证了该方法的有效性,同时根据实验结果分析了参数设置对于检测准确性的影

响。该方法能够实现居家环境下针对独居老人的无监督的、实时的、连续性的日常生活的安全监护,提高他们独居生活的能力。

2 相关工作

保障老人安全方面比较传统的做法是在室内安装视觉传感器^[1,2]获得老人的活动信息,根据拍摄到的视频以及图像,利用计算机图像处理技术,比如对具有正常行为以及异常行为的图像进行像素差异分析,进而发现异常行为,但这种方式不注重隐私的保护。近年来通过无线传感器进行监控的方式不断涌现,文献[3]中通过在室内的不同位置放置 RFID 标签,同时老人也需要穿戴 RFID 标签,利用 RFID 定位技术对老人进行识别和跟踪,得到老人活动的时空信息,但是在进行异常检测时只是简单地利用预先配置好的参数进行异常发现,没有对历史活动进行分析,而且要求老人穿戴 RFID 标签的方式也会对其日常生活造成干扰。文献[4]中提出了一种基于室内时空信息挖掘老人的频繁活动模式,进而提取活动时空模式的方法,这项工作是非常有意义的,但它并不对安全问题进行监测。文献[5]中针对痴呆症患者提出了一种基于

到稿日期:2013-08-14 返修日期:2013-09-06 本文受国家自然科学基金(60803044,61222209,61103063),教育部“新世纪优秀人才支持计划”(NCET-12-0466),陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2012JQ8028)资助。

郑晓丽(1986—),女,硕士生,主要研究方向为普适计算,E-mail:zhengxiaoli08@sina.cn;王海鹏(1975—),男,博士,副教授,主要研究方向为普适计算、健康计算;倪红波(1975—),男,博士,副教授,主要研究方向为普适计算、智能系统技术;郭斌(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为普适计算、社会智能、移动社会网络;林强(1981—),男,博士生,主要研究方向为普适计算、健康计算;白亮(1988—),男,硕士生,主要研究方向为普适计算;王天本(1989—),男,硕士生,主要研究方向为普适计算、移动社会网络。

时空信息的异常检测方法,文献[6]中提出了一种利用活动时空数据的相似度进行异常检测的方法,但这两种检测方式都是基于离线数据的检测,当一项活动结束后才能发现其是否为异常行为,这种监测是非实时性的。

本文工作相对于以上介绍的现有大多数工作的区别在于如何利用老人活动的时空信息达到对老人在居家环境下实时的、无监督的、非干扰的安全监测的目的。

3 时空模型及异常检测机制

本节首先给出了本文中讨论的活动定义,其后对定义的活动建立模型,并介绍了基于该活动模型的异常检测机制,以及异常检测结果的评估标准。

3.1 活动定义

针对老年人的日常活动具有比较明显及稳定的特点,如作息时间比较规律、经常待在某个固定的区域、在固定的时间经常做同样的事情以及持续时间相对稳定等,本文对一项完整活动的定义为在某个时刻进入室内的某个区域,并且在其后的某个时刻离开该区域。因此老人在室内的一项活动可以用3个元素标识,即房间编号、进入该房间的时间(开始时间)及离开该房间的时间(结束时间),而利用开始时间以及结束时间可以很方便地得出在该房间的持续时间。本文中讨论的室内时空信息用一个三元组表示。

$$A_i = \langle P_i, T_i, D_i \rangle \quad (1)$$

式中, A_i 表示活动, P_i 代表房间编号, T_i 表示进入该房间的时间即开始时间, D_i 为待在该房间的时长即持续时间,本文中讨论的持续时间的单位为分钟。例如三元组 $\langle \text{bedroom}, 23:15:00, 456 \rangle$ 则表示老人在晚上 11:15 进入卧室,在卧室待的时长为 456 分钟。

3.2 活动模型建立

考虑式(1)中3个元素的特性,一项活动的空间信息 P 具有确定性,因此对空间信息 P 按传感器覆盖的区域进行分类即可,例如卧室、浴室、厨房等。开始时间和持续时间相对而言并不是固定的,且我们的目的是对老人的安全进行实时监控,在一项活动未结束前无法获取完整活动的持续时间,因此对开始时间和持续时间分别进行建模。

活动的持续时间和开始时间并不是完全独立的,持续时间的长短会受到开始时间的影响,例如晚上在卧室的时长比白天在卧室的时长要大很多。基于独居老人的活动具有周期性及活动的持续时间在相同的时间段内具有相对稳定的特点,我们对开始时间 T 进行建模,采用的时间周期为一天 24 小时,将每 N 个小时内的开始时间归为一类,则一天可被均匀划分为 $q = 24/N$ 个时间段。例如取 $N=4$, 则 $q=6$, q 个时间段分别为 $[00:00-04:00]$, $[04:00-08:00]$, $[08:00-12:00]$, $[12:00-16:00]$, $[16:00-20:00]$, $[20:00-24:00]$ 。如一项活动的开始时间为 23:15, 则将其聚类到 $[20:00-24:00]$ 时间段。

对于持续时间 D , 考虑其在某个房间的固定时间段内的特性。如对于卧室区域,在开始时间为 $[20:00-24:00]$ 时间段内,老人大多从事的是休息活动,其休息时间相对而言具有稳定性;对于厨房区域,在早上 $[06:00-09:00]$ 时间段内,做早饭的时间也具有相对稳定性。因此认为持续时间 D 具有相对稳定性,对 D 进行建模。如对于卧室区域,我们对开始时间范围为 $[20:00-24:00]$ 内的活动进行持续时间建模。假

设其服从一维高斯分布,即 D 的概率分布密度为

$$f_d = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_d} e^{-\frac{(d-\mu_d)^2}{2\sigma_d^2}} \quad (2)$$

式中, μ_d 为在一项活动中在某个房间的固定时间段内的平均持续时间, σ_d 为标准差。在第 4.2 节中的实验部分对部分时间段内的实验数据进行了建模,其服从一维高斯分布的特征明显。

3.3 异常检测机制

本文中定义的异常包括两种类型:a)活动所呈现的事件模式不在已知的活动模式中;b)活动的持久性比正常活动长。对于 a 类异常,由于历史活动库中并没有可以与其匹配的模式,我们认为其是一个新的活动,对于 b 类异常,则认为发生了一个不安全事件,对于两类异常其处理方式均为首先向老人反馈一个预报警提示信号,如果在规定的时间内老人自动解除报警,则不向其监护人发送报警通知,否则发送报警信号通知监护人。如果经老人确认为误报,则等待其活动结束后加入历史活动模式并更新活动模型。

对于 D , 我们取其平均值 μ_d 及上 α 分位点 d_α , 即 $P(d \leq d_\alpha) = \int_0^{d_\alpha} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \alpha$ 。异常检测流程如图 1 所示。检测到活动 A_i , 其开始时间为 T_i , 首先我们用活动的开始时间进行模式匹配,即在对历史活动的开始时间建立的 q 个时间段内进行匹配,如果在这些时间段内均没有匹配到相应的活动,则认为是一个新的活动,即检测到 a 类异常;如果在某个时间段内匹配到相应的模式,则对活动的持续时间进行检验,如果活动当前的持续时间 $d_i > \mu_d$, 则进入异常检测模式,如果活动当前的持续时间 $d_i > d_\alpha$, 则检测到 b 类异常。以下举例说明活动具体的匹配过程。

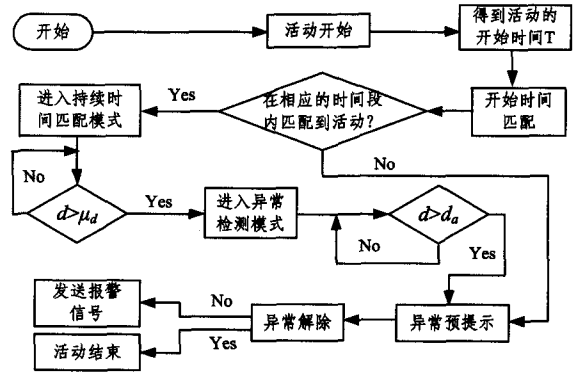


图 1 异常检测流程图

例如检测到某个活动 $\langle \text{bedroom}, 23:15, ? \rangle$, 活动还未结束, 因此活动的持续时间未知。在该例子中, 取 $N=4$ 。具体匹配过程如下:

(1) 活动的区域为卧室, 则对卧室区域的历史时间段进行匹配。

(2) 活动的开始时间为 23:15, 匹配到时间段 $[20:00-24:00]$, 在该时间段内查找历史活动库, 查找是否有对应的活动, 如果匹配到相应的活动, 则转到(4), 否则转到(3)。

(3) 发送预报警提示信号。

(4) 进入持续时间匹配, 首先查找卧室区域 $[20:00-24:00]$ 时间段内的 μ_d , 如果当前持续时间大于 μ_d , 则转到(5)。

(5) 查找卧室区域 $[20:00-24:00]$ 时间段内的 d_α , 如果

当前持续时间大于 d_a , 则转到(3)。

3.4 结果评估

我们用漏报率以及误报率来评估该异常检测的准确性。设 m 为被检测的活动总数; l 为活动的实际情况为异常而检测结果为非异常的活动数; w 为活动并无异常但检测结果为异常的活动数, 则漏报率为 l/m , 误报率为 w/m 。基于该检测机制本身的特性, 持续时间 d 的取值范围为 $(0, d_a]$, 在传感器所能覆盖的范围内, 不存在漏报率的问题, 而对于误报率, 则取决于 N 的选择。

4 实验结果

4.1 数据采集

我们在老年人智能家居与辅助技术实验室搭建了实验平台。图 2 为室内红外传感器部署示意图。红外传感器被安装在室内各个独立区域(卧室、厨房、餐厅、卫生间、客厅)的门框两侧, 当人在室内活动时, 无需佩戴任何传感器设备, 其位置信息被红外传感器所感知, 室内服务器根据传感器数据判断其进出房间的方向(进入房间, 离开房间), 并且记录活动发生的时间戳, 将其存储于日志文件中, 便于日后分析。我们请实验人员在搭建好的平台环境下生活 14 天, 日期为 2013. 04. 08—2013. 04. 22。

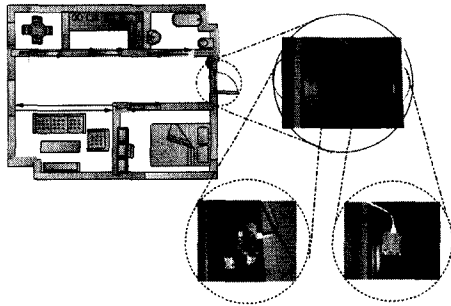


图 2 室内传感器部署图

4.2 实验结果及分析

我们使用前 11 天的数据建立活动模型, 后 3 天的数据进行异常判断测试。图 3 描绘了前 11 天的活动数据曲线, 其中横坐标以天为单位作为时间间隔, 纵坐标表示活动的物理空间, 图形中线段的起点表明某项活动的起始时间, 线段的长度代表活动的持续时间。从该图中可以看出活动模式呈现规律性, 其重复周期为一天。

我们分别取 $N=2, 3, 4$ 进行了实验, 对不同位置不同时间段内的持续时间进行建模。图 4 为卧室、厨房、卫生间的部分时间段内持续时间的分布密度。其中图 4(a)为卫生间在

下午时间段内的持续时间概率分布, 图 4(b)为卧室在凌晨 00:00—04:00 的持续时间概率分布, 图 4(c)为厨房在上午时间段内的持续时间概率分布。在卫生间及厨房的概率分布比较明显, 而由于在凌晨时间段内的卧室持续时间较长, 其波动范围相对较大, 因此其概率分布图呈现“矮胖”的状态, 但仍然能明显得出其持续时间的分布范围为 $[400, 500]$ 。

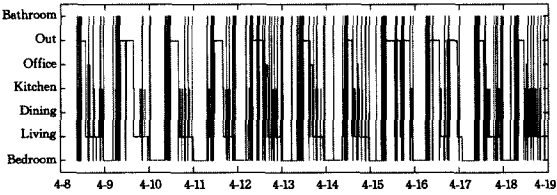


图 3 连续 11 天的活动分布

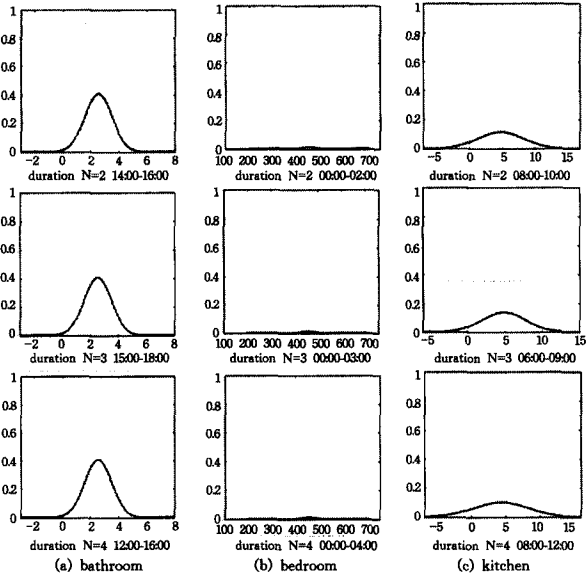


图 4 持续时间概率分布图

表 1 为 N 在 3 种取值情况下误报率的实验结果, 在该实验中, α 取值为 0.995。表 1 中的 Bed 代表 Bedroom, Bath 代表 Bathroom, Out 表示外出。对实验结果分析得出, N 取值越大, 误报率越低, 准确率越高。对于卧室区域, 实验数据表明 N 在 3 种取值情况下误报率均为 0, 这在实际生活中是非常有意义的, 因为其功能性特点, 如果老人晚上正常休息被误报, 对于用户体验是很不友好的。对于误报率较高的区域, 客厅、餐厅以及外出, 在误报的情况下并不会对老人的正常生活造成干扰。

表 1 3 种取值下误差率实验结果

N		Living	Bed	Bath	Dining	Kitchen	Office	Out	总数	准确率
	测试数	52	17	29	12	26	4	7	147	—
2	误报数	5	0	3	4	0	0	3	15	0.8980
	误报率	0.0962	0	0.1034	0.3333	0	0	0.4286	0.1020	
3	误报数	3	0	3	0	0	0	2	8	0.9456
	误报率	0.0577	0	0.1034	0	0	0	0.2857	0.0544	
4	误报数	3	0	2	1	0	0	1	7	0.9524
	误报率	0.0577	0	0.0690	0.0833	0	0	0.1429	0.0476	

结束语 本文介绍了一种基于室内时空信息的老人安全监测方法。我们利用搭建的实验平台收集活动数据, 采用本文提出的建立在历史活动时空数据模型上的实时活动异常检

测方法进行实验, 实验结果初步验证了该方法的有效性, 并对不同参数下的误报率进行了分析。本文主要针对粗粒度、规

(下转第 153 页)

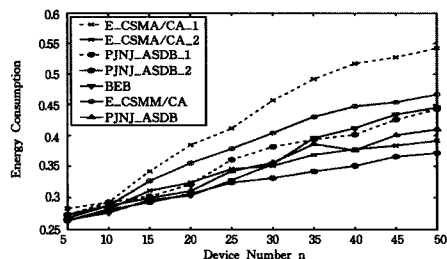


图6 3种算法下的能耗比较

图7反映了3种算法下传输时延随节点数量与网络负荷变化的结果。从图中可以看出,PJNL_ASDB算法与E-CSMA/CA算法下高优先级业务的传输时延基本相当,很好地满足了高优先级业务较高的实时传输性要求。但随着站点数增加与网络负荷加大,E-CSMA/CA算法下的低优先级业务的传输时延要高于BEB算法,但PJNL_ASDB算法下低优先级业务的传输时延上升趋势明显缓于E-CSMA/CA算法并且与BEB算法下的传输时延基本相等,从而改善了网络公平性。

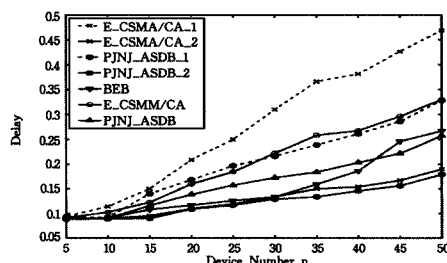


图7 3种算法下的传输时延比较

结束语 在网络状况不断变化的动态网络中,针对为保障高优先级业务的传输性能而较大程度地降低了低优先级业务网络性能的问题,本文提出一种利用概率机制感知当前网络状况,自适应地对不同优先级业务采用不同的动态退避算法。首先利用二维离散时间 Markov 理论模型对算法性能进行详细分析,其次通过 MATLAB 数值仿真分析了不同的网络参数对吞吐量性能的影响,最后在 NS2 平台下对 BEB、E-CSMA/CA 与 PJNL_ASDB 算法下的吞吐量、能耗与传输时

延进行了仿真分析。结果表明,PJNL_ASDB 算法不仅能实现合理的退避及有效地区分不同优先级业务,而且较大程度地提高了低优先级业务的网络性能,从而改善了网络公平性。

参考文献

- [1] Chiaraburatti. Seneor Networks with IEEE 802. 15. 4 Systems, Distributed Processing Mac, and Connectivity[M]. 北京:科学出版社,2012:3
- [2] Standand for part 15. 4; wireless medium access contorl (MAC) and physical layer (PHY) specifications for lowrate wireless personal area networks (WPAN), IEEE Std 802. 15. 4[M]. New York: Wiley, 2003:64
- [3] MiLic, Sha fi S, MiLic V B. The Impact of MAC Parameters on the Performance of 802. 15. 4 PAN [J]. Elsevier Ad hoc Networks Journal, 2005, 3(5): 509-528
- [4] Kim T, Choi S. Priority-based depay mitigation for event momi-toring IEEE 802. 15. 4 LR-WPANs[J]. IEEE Communications Letters, 2006, 10(3): 213-215
- [5] Deng J, Chang R S. A priority scheme for IEEE 802. 11 DCF access method[C]//Transactions in Communications. New York: 1999:96-102
- [6] 陈金,樊晓平,刘少强,等. 非饱和状态下时隙 CSMA/CA 机制改进与性能分析[J]. 计算机工程与应用, 2011, 48(30): 140-147
- [7] 李瑞芳,罗娟,李仁发. 适用于无线多媒体传感器网 MAC 层退避算法[J]. 通信学报, 2010, 31(11): 107-116
- [8] Wen Hao, Lin Chuang, Chen Zhi-jia, et al. An Improved Markov Model for IEEE 802. 15. 4 Slotted CSMA/CA Mechanism[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2009, 24(3): 495-504
- [9] Bianchi G. Performance Analysis of the IEEE 802. 11 Distributed Coordination Function[J]. IEEE journal of Selected Areas in Telecommunication, 2000, 18(3): 535-547
- [10] Pang Ai-chun, Tseng H-W. Dynamic Backoff for Wireless Personal Networks [C]// IEEE Communications Society Globecom, Taiwan: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2004:1580-1584

(上接第 130 页)

律性的老人活动模式分析,下一步我们将致力于进一步研究老人活动的开始时间与持续时间的关系,进一步提升异常检测的准确性。

参考文献

- [1] Tang Yi-ping, Jin Shun-jing, Yang Zhong-yuan, et al. Detection Elder Abnormal Activities by using Omni-directional Vision Sensor: Activity Data Collection and Modeling [C] // SICE-ICASE International Joint Conference. 2006
- [2] Zhang D, Gatica-Perez D, Bengio S, et al. Semi-Supervised adapted HMMs for unusual event detection[C]// Jacobs A, Baldwin T, eds. Proceedings of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, IEEE Computer Society

Press, 2005: 611-618

- [3] Kim S-C, Jeong Y-S, Park S-O. RFID-based indoor location tracking to ensure the safety of the elderly in smart home environments[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2013, 17(8): 1699-1707
- [4] Lymberopoul D, Bamis A, Savvides A. Extracting spatiotemporal human activity patterns in assisted living using a home sensor network[C]//PETRA'08. 2008
- [5] Lotfi A, Langensiepen C, Mahmoud S M, et al. Smart homes for the elderly dementia sufferers: identification and prediction of abnormal behaviour[J]. Ambient Intell Human Comput, 2012, 3: 205-218
- [6] Kyungseo P, Yong Lin, Vangelis M, et al. Abnormal Human Behavioral Pattern Detection in Assisted Living Environments[C]// PETRA'10. 2010