

基于视觉传感器的老人突发失能检测^①

王业篷¹, 张运楚^{1,2}, 杨红娟^{1,2}, 赵 成¹, 韩 颖¹

¹(山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101)

²(山东省智能建筑技术重点实验室, 济南 250101)

摘 要: 为解决坐、卧状态下老人突发失能检测失效问题, 设计了基于视觉传感器的老人突发失能检测算法. 使用包围盒选择性更新策略实现对老人静止状态下的检测. 采用视频图像网格化处理将监控范围划分成多个子区域. 统计老人进入不同子区域的次数和时间, 并建立区域驻留时间高斯模型实现老人突发失能检测. 实验表明, 本文算法具有运行平稳, 实时性好, 无监控死角等特点, 可有效检测独居老人坐、卧状态下的突发失能.

关键词: 居家养老; 视觉传感器; 独居老人; 突发失能

Elderly Sudden Disability Detection Based on Vision Sensor

WANG Ye-Peng¹, ZHANG Yun-Chu^{1,2}, YANG Hong-Juan^{1,2}, ZHAO Cheng¹, HAN Ying¹

¹(School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

²(Shandong Provincial Key Laboratory of Intelligent Buildings Technology, Jinan 250101, China)

Abstract: A rapid the elderly sudden disability detection algorithm based on vision sensor is proposed for solving the problem of failure to detect sudden disability for sitting and lying the elderly. The static elderly is detected by using bounding box selective update policy. In the paper, video grid technology is proposed for dividing video into a plurality of sub-areas. Different frequency and duration of entering the sub-region are counted for establishing a Gaussian model based on duration. Experiments show that the proposed method has smooth running, real time, and without monitoring dead angle, besides it has the ability of fast and stable in detecting sudden disability for sitting and lying live-aloned old people.

Key words: aging in place; vision sensor; live-aloned old people; sudden disability

突发失能是指人在正常生活状态下无预兆性突然发生的意识和肢体运动能力的丧失. 目前我国老龄化社会程度加剧, 家庭规模日趋缩小, 传统家庭养老功能日渐弱化, 而机构养老资源紧缺、费用高, 养老问题日益严峻. 以社区服务为依托的居家养老, 是各国应对老龄化社会的主要养老模式. 但是, 随着老人身体机能的不断退化和老年性疾病发病率加大, 生活自理程度越来越低, 对护理服务的依赖加大, 且护理资源又相对匮乏, 而突发失能对独居老人健康威胁巨大, 成为困扰居家老人和子女的主要问题.

已有对老人突发失能检测的研究工作, 多局限于老人跌倒检测方面. 根据监测设备是否与人体接触, 可将跌倒检测方法分为接触式跌倒检测方法^[1,2]和非接

触式跌倒检测方法. 前者是指被监测人通过佩戴各种传感器来实现人体姿态的监测, 后者则是利用智能视频分析技术监护老人的身体姿态. 非接触式的跌倒检测方法主要有身体形状分析法^[3,4]、头部运动分析法^[5,6]和跌倒轨迹分析法^[7]等. 身体形状分析法通过分析视频中人体目标区域包围盒的宽高比及形状变化实现跌倒检测. 头部运动分析法通过分析头部运动状态来判别跌倒. 跌倒轨迹分析法通过分析老人跌倒发生时的空间轨迹信息实现跌倒检测. 由于跌倒动作的多样性及视频拍摄角度等问题, 这三种方法较难获得完整的跌倒动作序列. 此外, 现有方法对于老人长时间坐、卧状态下的突发失能不能有效检测.

根据视觉传感器的配置角度不同, 非接触式跌倒

① 基金项目:国家自然科学基金(61303087);住房和城乡建设部科学技术项目(2011-K9-20)

收稿时间:2014-09-27;收到修改稿时间:2014-10-23

检测方法又可分为基于倾斜视角^[3,5,7]和基于垂视角^[8]两类. 倾斜视角的方法便于获取更加丰富的人体特征和信息. 但是, 在摄像机安装高度受限的情况下, 会存在监控死角和遮挡的问题. 垂视角的方法尽管存在人体特征单一的问题, 但是, 该安装方式可有效的避免遮挡和监控死角的出现, 对于空间狭小的室内环境来说, 其优势更加明显.

本文提出了一种基于视觉传感器的老人突发失能检测方法, 该检测方法的算法思路可概括为: 当老人在室内不同区域的驻留时间超过该区域的驻留时间阈值时, 系统判断老人发生突发失能并报警. 具体算法可描述为: 采用视觉传感器配置鱼镜头头垂直安装, 首先, 利用 ViBe 背景建模方法定位监控范围内的老人, 并统计老人在室内不同区域的驻留时间. 其次, 利用采集的老人驻留时间数据建立老人区域驻留时间高斯模型, 获取老人在不同区域驻留时间的阈值, 并实现突发失能检测. 实验表明本文所提方法能够有效检测老人坐、卧状态下的突发失能.

1 算法原理

1.1 基于 ViBe 背景模型的老人定位

本文中运动老人的定位采用 ViBe 背景建模的方法实现, 通过当前图像与背景模型比较, 将运动的老人作为前景分割出来, 从而确定老人在监控视野中的位置. ViBe 算法^[9,10]的核心思想: 为图像中的每个像素建立由 N 个邻域点样本组成的样本集合 $M(x)=\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 其中 $P_i(i=1, 2, \dots, N)$ 表示背景模型中第 i 个样本值, 可采用像素的 RGB 值, 也可用其灰度值. ViBe 背景建模可分为三个方面的内容: 模型初始化、前景分割和模型更新.

模型初始化. ViBe 采用单帧初始化背景模型, 假设 $t=0$ 表示第一帧, $M^{t=0}(x)$ 表示像素 x 的初始模型的样本集合, 样本集合是通过对像素 x 的 3×3 邻域中的像素经 N 次随机抽样来获得.

前景分割. 从第二帧图像开始运动老人的检测, 通过计算该帧所有待分类像素 $p(x)$ 和其背景模型样本集合(前一帧已经建立)的相似程度实现前景(运动部分)和背景(静止部分)的分类. 相似程度的计算方法为: 定义一个以 $p(x)$ 的 RGB 像素值为中心, R 为半径的球体 $S_R(p(x))$, 用 U 表示背景模型的样本集合的样本点落入球体 $S_R(p(x))$ 区域的样本个数, 并作为判断与

背景模型 $M(x)$ 相似程度的指标. 当 U 大于一个给定的阈值 U_{min} 时, 待分类像素 $p(x)$ 与背景模型相似, 分类为背景; 否则, 分类为前景.

模型更新. 每帧图像中, 仅当像素点被分类为前景时, 该点模型有 $1/\phi$ (更新概率通过实验获得) 的概率更新. 具体更新策略为: 用该点的像素值替代从该点样本模型中随机抽取的某一像素点的像素值. 此外, 算法利用像素值的空间传播特性, 该点邻域点的模型也有 $1/\phi$ 的概率更新, 更新的邻域点是从 3×3 邻域随机抽取的, 更新策略如前所述.

本文中, 根据实验, 模型参数选择如下: $N=20$, $R=20$, $U_{min}=2$, $\phi=16$.

利用 ViBe 背景建模的方法定位运动的老人. 经过 ViBe 算法的处理会获取含有多个连通域的二值图像. 由于房间背景构成较为稳定, 老人活动时产生的连通域面积远大于其它干扰产生的连通域面积, 为降低算法复杂度, 在每帧图像中只提取最大连通域作为目标区域, 以确定老人的位置.

对于长时间处于静止状态的老人(如坐下看电视, 读报等), 会随着 ViBe 背景模型的不断更新而被融入背景, 导致目标无法定位. 针对这一问题, 本文采用目标包围盒(运动目标的最大外接矩形框)选择性更新策略. 通过 ViBe 算法获取每帧图像中运动目标的包围盒, 并将目标包围盒属性参数(轮廓面积、顶点坐标、老人位置坐标)更新保存下来. 若当前帧图像中检出了目标包围盒, 且其对应的轮廓面积大于设定的最小轮廓面积阈值时, 更新目标包围盒的各参数; 若当前帧图像中检出的目标包围盒不存在或者小于最小轮廓面积阈值时, 目标包围盒参数不更新. 如图 1 所示, 自 1125 帧图像开始间隔 2000 帧(间隔时间约为 64 秒)抽取的三幅图像中, 目标基本处于静止状态, 该算法仍然能够正确定位目标.



图 1 目标包围盒选择性更新策略检测效果图

1.2 区域驻留时间数据采集

老人的生活具有一定的规律性, 这种规律性在一定程度上体现在老人在室内不同区域的驻留时间上.

本部分内容是在实现老人定位的基础上,统计老人在不同区域的驻留时间数据。

本文首先对采集的视频图像进行网格化处理,将图像平面划分成等大小的多个子区域。图像子区域划分的数目越多,老人定位的精度就越高。但是,随着区域数目的增加,算法的复杂度也会越来越高,并且同一目标可能跨越多个子区域,不利于目标定位和数据的采集。本文通过对实验场景的分析将图像平面划分为 4×4 个子区域,并对子区域进行编号,标记为 a_{ij} ,其中 i 为子区域所在的行数, j 为子区域所在的列数,如图 2 所示。



图 2 室内区域网格化划分

为统计老人进出不同子区域的状态及驻留时间数据,给每个子区域 a_{ij} 定义了一组参数: 占据状态 S_{ij} 、进入次数 N_{ij} 、驻留时间 T_{ij} ,并初始化为 0。对于当前帧,在数据更新时,利用老人定位得到的老人位置坐标来判断老人所进入的子区域序号。当老人进入 a_{ij} 子区域时,将占据状态 S_{ij} 由 0 置为 1,相应的进入次数 N_{ij} 自动加 1,驻留时间 T_{ij} 累加。下一帧图像,若老人仍然停留在该子区域,由于占据状态 S_{ij} 已被置为 1,故进入次数不再累加,但驻留时间 T_{ij} 继续累加。若老人离开该子区域,则将该子区域的占据状态 S_{ij} 复位为 0。通过该方法可以统计目标进入任意子区域的次数及每次进入的驻留时间。

1.3 区域驻留时间统计建模

在获取老人不同区域的驻留时间数据后,需要建立各区域的驻留时间模型,从而获得驻留时间阈值。本文首先剔除了子区域驻留时间的干扰数据,对采集的有效数据进行分析发现子区域的驻留时间符合高斯分布。利用采集的数据建立子区域驻留时间高斯分布模型^[11]。其模型的表达式如下:

$$f_{duration}(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(X-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中, X 是老人的活动驻留时间, μ 是活动驻留时间平均值, σ 是标准差。

为获取更加合理的老人驻留时间上限阈值 H_{ij} , 本文引入了小概率事件原理。当某一事件发生的概率小于 5% 时, 可称为小概率事件^[12]。因此, 定义驻留时间的上限阈值 H_{ij} 满足两个条件:

1) 能够保证以下公式成立;

$$P(X_{ij} < \frac{H_{ij} - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}}) > 95\% \quad (2)$$

该式表示驻留时间小于 H_{ij} 的概率大于 95%。

2) 满足公式(2)的最小整数 H_{ij} 。

当老人处于正常生活状态下, 超过上限阈值 H_{ij} 可认为是不可能事件。若在某一区域驻留时间大于其上限阈值 H_{ij} , 则老人发生了异常状况, 从而可实现对老人突发失能的检测。

2 实验结果与分析

实验测试的场景采用实验室环境模拟老人居家状态, 监控面积约为 30 平方米, 如图 2 所示。测试平台为 3.2GHZ 和 2G 内存的 I3 PC 机, 软件平台为 windowsXP+VS2008+Opencv2.3.1。

2.1 规律建模结果分析

数据建模阶段, 采集模拟人员生活视频时长约为 5200 分钟。利用本文的算法对模拟人员在各子区域的驻留时间和次数进行统计, 以 a_{31} 子区域为例。模拟人员进入 a_{31} 总共 195 次, 其中 92 次驻留时间过短, 不作为有效数据使用。实验共采集有效使用数据 103 次。

表 1 进入 a_{31} 次数和时间统计表(部分)

次序	时间(min)	次序	时间(min)
1	23	6	47
2	57	7	51
3	34	8	51
4	28	9	46
5	36	10	

利用 SPSS(Statistical Product and Service Solutions)软件对 a_{31} 子区域驻留时间数据进行分析, 可得驻留时间数据分析表(如表 2 所示)和正态检验结果(如表 3)。

表 2 驻留时间数据分析表

驻留时间(min)	统计量	
	均值	35.9515
	方差	195.204
	标准差	13.97152

表 3 正态检验结果

驻留时间 (min)	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	统计量	df	Sig.	统计量	df	Sig.
	0.051	103	0.200	0.984	103	0.244

根据数据分析结果,采用 Kolmogorov-Smirnov 和 Shapiro-Wilk 两种正态检验方法可得其 P 值分别为 0.200 和 0.244,其值均大于 0.05,因此可认为该子区域驻留时间近似于高斯分布.利用数据建立 a_{31} 子区域驻留时间的高斯模型如图 3 所示.

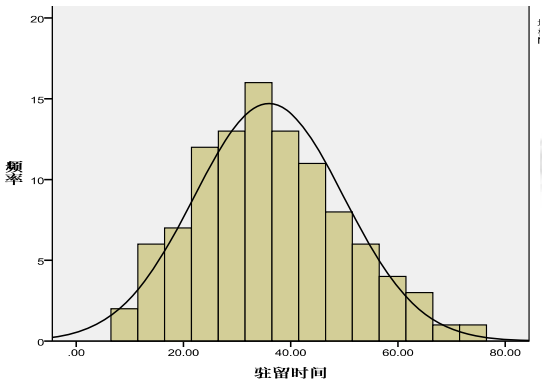


图 3 a_{31} 子区域驻留时间高斯模型

分析该模型可知:老人在子区域 a_{31} 的驻留时间均值为 35.9515,标准差为 13.97152,根据本文算法,最大上限阈值 H_{31} 需要满足:

$$P(X_{31} < \frac{H_{31}-\mu_{31}}{S_{31}}) > 95\%$$

通过查找标准正态分布表可知:

$$P(X_{31} < 1.65) = 95.05\%$$

故:

$$\begin{aligned} H_{31} &= 1.65 * \sigma_{31} + \mu_{31} \\ &= 1.65 * 13.97152 + 35.9515 = 60 \end{aligned}$$

同理可得监控范围内所有子块驻留时间的上限阈值 H_{ij} 如表 4 所示.

表 4 各子区域驻留时间阈值 H_{ij} (单位 min)

a_{ij}	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{21}	a_{22}	a_{23}	a_{24}
H_{ij}	3	1	1	0	1	1	1	6
a_{ij}	a_{31}	a_{32}	a_{33}	a_{34}	a_{41}	a_{42}	a_{43}	a_{44}
H_{ij}	60	1	1	1	1	11	1	0

当老人在 a_{ij} 的区域驻留时间超过上限阈值 H_{ij} 时,系统认为老人发生了突发失能.

2.2 突发失能检测效果分析

通过建立的模型进行突发失能检测,我们对该系

统的检测有效性进行了分析.从测试视频库中随机的抽取了多段不同时间段的视频进行测试(以子区域 a_{31} 为例),目标进入子区域 a_{31} 共 67 次.本文采用 Noury^[13]等人提出的检验跌倒检测系统性能的原则判断本系统的突发失能检测效果.其实验情况统计表如表 5 所示.此外,该方法定义识别率为:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

定义区分度为:

$$Specific = \frac{TN}{TN + FP} \tag{4}$$

表 5 突发失能检测效果统计表

	Positive	Negative
True	3	63
False	1	0

表中 Positive 表示的是发生突发失能的判断,而 Negative 表示的是没有发生突发失能的判断.其中 True Positive(TP)表示系统判断为出现突发失能,事实也是发生了突发失能的情况; True Negative(TN)表示判断没有出现突发失能,事实也没有出现突发失能的情况; False Positive(FP)表示系统判断出现突发失能实际没出现; False Negative(FN)表示系统判断没有出现突发失能实际上出现的情况.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{3}{3 + 0} = 100\%$$

$$Specific = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{63}{63 + 1} = 98.44\%$$

从实验的分析结果可知,本系统对突发失能的识别率为 100%,区分度为 98.44%.这充分说明本文提出的方法能够较好的实现对老人的突发失能检测,并有效的解决了老人坐、卧状态下的突发失能检测难题.

3 结语

本文基于视觉传感器搭建老人突发失能检测系统,针对目标长时间静止定位失效问题,采用目标包围盒选择性更新策略,解决了老人在静止状态下的检测问题.数据采集方面,采用视频图像网格化处理和占据状态标记方法,有效统计老人进入不同子区域的次数和驻留时间,建立基于驻留时间的高斯模型实现了对老人的突发失能检测.通过多个不同测试视频的实验证明本文算法实时性和稳定性较好,准确度高,可有效实现老人突发失能的检测.在下一步的研究中将会

试采用本文方法与微动作检测相结合, 进一步提高检测的准确度。同时, 尝试将算法移植到安卓平台, 提高算法的实用性。

参考文献

- 1 Bourke AK, O'Brien JV, Lyons GM. Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm. *Gait & Posture*, 2007, 26(2): 194–199.
- 2 石欣,熊庆宇,雷璐宁.基于压力传感器的跌倒检测系统研究. *仪器仪表学报*. 2010,31(3):715–720.
- 3 Lee YS, Lee HJ. Multiple object tracking for fall detection in real-time surveillance system. *IEEE 11th International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT 2009*. IEEE. 2009, 3. 2308–2312.
- 4 Foroughi H, Naseri A, Saberi A, et al. An eigenspace-based approach for human fall detection using integrated time motion image and neural network. *IEEE 9th International Conference on Signal Processing(ICSP 2008)*. IEEE. 2008. 1499–1503.
- 5 Rougier C, Meunier J, St-Arnaud A, et al. Monocular 3D head tracking to detect falls of elderly people. *IEEE 28th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS'06)*. IEEE. 2006. 6384–6387.
- 6 Tao J, Turjo M, Wong MF, et al. Fall incidents detection for intelligent video surveillance. *IEEE 2005 Fifth International Conference on Information, Communications and Signal Processing*. IEEE. 2005. 1590–1594.
- 7 杨帆,谢靖,周余,王自强.基于头部运动轨迹和 3D 视觉的跌倒检测系统. *现代电子技术*,2012,35(2):54–57.
- 8 Nait-Charif H, McKenna SJ. Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment. *IEEE Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004)*. IEEE. 2004, 4. 323–326.
- 9 Barnich O, Drogenbroeck MV. Vibe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences. *Proc. of ICASSP 2009*. IEEE Computer Society Press. 2009. 945–948.
- 10 Barnich O, Van Droogenbroeck M, Eys BE, et al. ViBe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011, 20(6): 1709–1724.
- 11 盛骤,谢式千,潘承毅.概率论与数理统计.北京:高等教育出版社,2008.
- 12 吴宏镔,梁瑛.浅谈小概率事件原理的应用. *宜春学院学报*,2004,26(2):14–14,16.
- 13 Noury N, Fleury A. Fall detection principles and methods. *IEEE 29th Annual International Conference. on the Engineering in Medicine and Biology*. IEEE. 2007. 1663–1666.