

面向医疗护理的视觉监控医院患者跌倒检测

孙颖¹, 张吟龙², 王鑫³, 曾子铭⁴

1. 中国医科大学附属第一医院重症医学科, 辽宁 沈阳 110001; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 3. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 4. 深圳职业技术学院汽车与交通学院, 广东 深圳 518055

【摘要】目的:提出一种面向医院患者的视觉监控跌倒检测算法,解决患者由于意外跌倒不能被及时发现的问题,为医护人员快速处理患者跌倒等异常行为提供必要的技术保障。**方法:**首先,基于深度神经网络模型检测监控图像中人体关节点(如肩部、肘部、腕部、胯部、膝关节等)在图像中的位置,再根据亲和度向量场模型提取人体骨架,最后计算患者躯干、腿部与地面的夹角作为判别性特征,判断监控区域内是否有患者出现意外跌倒。**结果:**实验结果表明,本文所提算法在实际的医院监护环境中的处理速度高达25帧/s,检测准确率高达96%。**结论:**该方法能够实时、准确地提取医院环境下患者的行为特征,并针对意外跌倒情况发出警报,为医护人员监测患者跌倒等异常行为提供更准确、方便的计算机辅助医疗护理方法。

【关键词】跌倒检测;视频监控;医疗护理;深度神经网络模型;异常行为分析

【中图分类号】R318.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)04-0436-06

Medical care oriented visual surveillance of patient falls in the hospital

SUN Ying¹, ZHANG Yinlong², WANG Xin³, ZENG Ziming⁴

1. Department of Critical Care Medicine, the First Hospital of China Medical University, Shenyang 110001, China; 2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 3. School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 4. School of Automotive and Transportation Engineering, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China

Abstract: Objective To propose a visual surveillance algorithm for the detection of patient falls in the hospital, thereby solving the problem that hospital patients cannot be rescued in time when they fall accidentally, and providing the essential technical support for the medical staff to quickly deal with the abnormal conditions such as patient falls. **Methods** The positions of human joints (such as shoulder, elbow, wrist, hip, knee, etc.) in the image were detected based on deep convolutional neural network model, and the human skeleton was extracted using part affinity fields. Finally, the angles between the trunk or the leg and the ground were calculated as features to distinguish whether there were patients in the monitoring area who fall accidentally. **Results** The experimental results show that the processing speed of the proposed algorithm in the actual hospital surveillance environment was as high as 25 frames per second, and that the detection accuracy was up to 96%. **Conclusion** The proposed method can accurately extract the behavior characteristics of hospital patients in real time, and issue an alarm for accidental falls, providing a more accurate and convenient computer-assisted medical care method for medical staff to monitor abnormal behaviors such as patient falls.

Keywords: fall detection; video surveillance; medical care; deep convolutional neural network; abnormal behavior analysis

【收稿日期】2021-10-24

【基金项目】国家自然科学基金(61903357, 61821005); 辽宁省自然科学基金(2020-MS-032); 中国博士后科学基金(2020M672600)

【作者简介】孙颖, 主要研究方向: 医学图像处理、机器学习, E-mail: 1452489260@qq.com

【通信作者】曾子铭, 博士, 讲师, 主要研究方向: 计算机视觉、医学图像处理、多源信息融合, E-mail: zzm1983@szpt.edu.cn

前言

近年来国内正面临着人口老龄化的问题,预计到2026年,国内至少35%的人群将会是老年人群^[1]。随着年龄的增长,老年人身体机能会出现不同程度的退化,意外跌倒不可避免。出于安全性考虑,需要在院内重要地点及时监控患者(尤其是老年患者)是否有意外跌倒的情况出现,特别是在急诊、重症监护室的病床、走廊等场合,患者很大程度上失去了独立

自理能力,意外跌倒的患者如果未能及时发现,不仅会影响医院的正常运转,还会延误患者救治时间^[2]。而现有的医护资源难以满足大范围意外跌倒检测的需求,这不仅给医护人员造成巨大的工作压力,也给医院患者造成了潜在的安全隐患^[3]。

院内现有的跌倒检测方法按照辅助工具,可以分为两类,一类是可接触式跌倒检测,一类是视频监控跌倒检测。可接触式跌倒检测采用集成有加速度计、陀螺仪和压力传感器的智能手机或智能拐杖来完成跌倒检测的功能^[4],此类方法虽然携带方便,但检测精度低、误报率高^[5];相比而言,采用视频监控的方法成本低,而且能够快速、准确地检测出跌倒情况的出现。在协助医护人员及时发现突发情况的同时,也可从某种程度上缓解医护人员短缺和工作强度大的现状,更适合于医院内监控区域跌倒检测的需求^[6]。现有的视频监控跌倒检测方法多数采用深度学习策略,即利用深度神经网络模型,检测并跟踪图像中出现的患者^[7],提取图像中患者主要关节的位置,建立人体骨架模型,最后根据图像中患者边框长宽比、患者躯干和腿部与地面夹角作为判别性特征,进而得到是否跌倒的检测结果^[8]。鉴于此,本文采用视频监控跌倒检测的方法,以医院待就诊的患者,患有中风、帕金森、狂躁症等患者为研究对象^[9-10]。在医院的病房、走廊、休息活动区等重点区域布设视频监控设备,来监控是否有患者出现意外跌倒情况,使病人的意外跌倒情况能及时被医护人员发现,避免延误病情^[11]。

1 研究方法

1.1 患者关节点检测与骨架提取模型

本方法以 Openpose 人体姿态估计方法^[12]为基础,

对患者的关节点位置进行检测及完成人体骨架信息的提取,其整体检测流程如图1所示。首先将原始图像输入到VGG卷积神经网络结构中处理^[13],生成特征图集,每幅图像大小为 $h \times w$ 。然后,经过分支1来预测关节点置信度,关节点的置信度公式如下所示:

$$M_{j,k}^*(\zeta) = \exp\left(-\frac{|\zeta - t_{j,k}|_2^2}{\sigma^2}\right)$$

(1)

$$M_j^*(\zeta) = \max M_{j,k}^*(\zeta)$$

(2)

式中, $M_{j,k}^*(\zeta)$ 表示在第 k 个人的关节点 j 的置信图上任意点 ζ 的置信度, $t_{j,k}$ 为真实关节点位置, σ 为关节点的概率分布。再通过式(2)得到置信度最大的点作为患者真实关节点预测位置。

同时经过分支2来计算各相邻关节点间的亲和度向量场,亲和度向量场由积分公式描述如下:

$$E = \int_{\lambda=0}^{\lambda=1} k_b(\eta(\lambda)) \cdot \frac{\zeta_2 - \zeta_1}{\|\zeta_2 - \zeta_1\|_2} d\lambda$$

(3)

$$\eta(\lambda) = (1 - \lambda)\zeta_2 + \lambda\zeta_1, \lambda \in (0,1)$$

(4)

式中, ζ_1, ζ_2 代表相邻关键点; $\|\zeta_2 - \zeta_1\|_2$ 代表肢体的长度; $\eta(\lambda) \in [\zeta_1, \zeta_2]$ 。如果点 Q 在肢体上, $k_b(\eta(\lambda)) = \vec{v}$,其中 $\vec{v} = (\zeta_2 - \zeta_1) / \|\zeta_2 - \zeta_1\|_2$ 为单位向量,否则, $k_b(\eta(\lambda)) = 0$ 。最后,通过 $1 \times 1, 3 \times 3, 3 \times 1, 7 \times 7, 7 \times 1$ 大小的卷积核来提取种类丰富、形式多样的关节特征,并将上一阶段的输出作为下一阶段的输入,经过多阶段层层迭代训练以完成人体骨架的正确连接。

图1中最终输出图像得到人体的15个关节点,包括鼻子、脖子、左右肩膀、左右肘、左右手腕、重心、左右胯、左右膝盖、左右脚踝,各关节点的编号如表1所示。

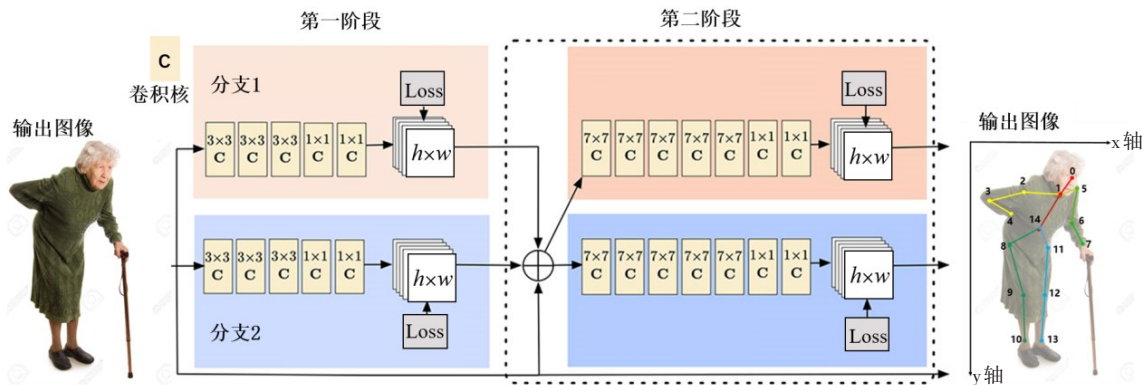


图1 基于 Openpose 的人体骨架和关键点检测模型
Figure 1 Openpose-based model for detecting human skeleton and key points

1.2 意外跌倒判断模型

根据上述模型提取到的人体关节点,本文设计

了跌倒检测的判别性特征,具体包括人体边框的长宽比ratio、躯干与 X 轴夹角 θ_1 、右腿与 X 轴夹角 θ_2 、左

表 1 各关节点编号及身体部位对应表
Table 1 Body parts and the corresponding joint point numbers

身体部位	关节点编号
鼻子	0
脖子	1
左、右肩膀	2、5
左、右肘	6、3
左、右腕	7、4
重心	14
左、右胯	11、8
左、右膝盖	12、9
左、右脚踝	13、10

腿与X轴夹角 θ_3 ,跌倒检测的判别性特征示意图如图2所示。图2中检测到的人体边框X轴方向和Y轴方向的长度分别为 Δx 和 Δy ,通过如下公式计算人体边框长宽比例,其反映了患者身体形态的变化,故可作为跌倒的一个重要判别特征:

$$\text{ratio} = \frac{\Delta x}{\Delta y}$$

(5)

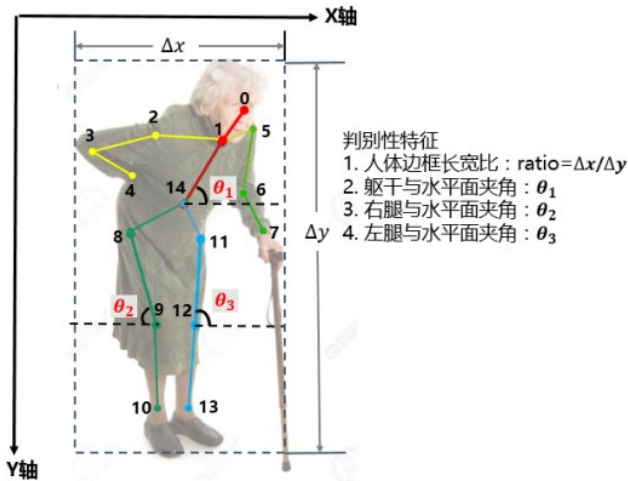


图 2 人体跌倒检测判别性特征示意图
Figure 2 Schematic diagram of the discriminative features for human fall detection

同时,图2中定义左上角为坐标原点,则本算法涉及的各关节点坐标可分别表示为:脖子 (x_n, y_n) 、重心 (x_c, y_c) 、右胯 (x_{rh}, y_{rh}) 、左胯 (x_{lh}, y_{lh}) 、右膝盖 (x_{rk}, y_{rk}) 、左膝盖 (x_{lk}, y_{lk}) 。则图2中编号14和编号1连线代表的躯干与X轴方向的夹角 θ_1 、编号9和编号8连线代表的右腿与X轴方向夹角 θ_2 、编号12和编号11连线代表的左腿与X轴方向的夹角 θ_3 可分别用以下公式计算得到:

$$\theta_1 = \left\| \arctan(y_n - y_c, x_n - x_c) \right\|$$

(6)

$$\theta_2 = \left\| \arctan(y_{rk} - y_{rh}, x_{rk} - x_{rh}) \right\|$$

(7)

$$\theta_3 = \left\| \arctan(y_{lk} - y_{lh}, x_{lk} - x_{lh}) \right\|$$

(8)

式中, $\arctan(\cdot)$ 表示三角函数的反正切运算, $\|\cdot\|$ 表示绝对值运算。因为患者在跌倒过程中身体躯干的倾斜角度 θ_1 、 θ_2 、 θ_3 会由于物理属性的限制发生规律性变化,故可作为跌倒的另一个判别特征。如果判别性特征 $\{\text{ratio}, \theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 满足如下条件,则可判定患者处于跌倒状态。

$$\text{ratio} \geq \tau_r$$

(9)

$$\tau_1 \leq \theta_1 / \theta_2 / \theta_3 \leq \tau_2$$

(10)

式中, τ_1 、 τ_2 为身体躯干倾角范围的阈值, τ_r 为人体标定框长宽比的阈值。

2 实验与结果分析

2.1 实验数据集

本工作采集了2019年和2020年在中国医科大学附属第一医院监护室内病床及走廊附近布设的4个监控摄像头的监控视频数据,提取了患者出现跌倒的视频片段(共113组,每组时长2 min)作为跌倒样本,意外跌倒的患者包括中风患者(39例)、帕金森患者(28例)、躁狂症患者(27例)、术后麻醉中患者(19例)。其中出现意外跌倒的患者年龄 >70 岁为44例,60~70岁为38例,40~60岁为27例,30~40岁为4例。此外,本文在监控摄像头数据中提取患者正常生活状态的视频片段(共87组,每组时长2 min),其中包括直立行走状态(21例),弯腰行走状态(22例),下蹲状态(22例),坐立状态(22例),将200组视频片段作为自建数据集,并按照10:1比例随机分类为训练集和测试集。本文的研究对象均知情同意。

训练过程中发现,随着倾角阈值 τ_1 、 τ_2 的不断变化,所得结果的准确率也不断变化,如表2所示。当 $\tau_1 = 74^\circ$ 、 $\tau_2 = 106^\circ$ 时,算法准确率达到99%;当 $\tau_1 = 72^\circ$ 、 $\tau_2 = 108^\circ$ 时,算法准确率下降到96%,此后随着角度减小,准确率逐渐降低。因此,本文选取倾角阈值为 $\tau_1 = 74^\circ$ 、 $\tau_2 = 106^\circ$ 。同时,从表3中可以看出阈值由0.8提高到1.4的过程中,准确率最高为96%,出现在长宽比例阈值为1.2处,故选取人体标定框长宽比例阈值 $\tau_r = 1.2$ 。

2.2 基于自建数据集的同类工作对比实验分析

由于跌倒问题为二元分类问题,最终结果为跌倒或非跌倒,故本文引入如下4个通用评价指标来更好地评估实验结果,同时便于与其他方法的实验结果作对比。评价指标分别是灵敏度、特异度、准确

表2 躯干倾角阈值选定
Table 2 Selected trunk inclination thresholds

角度阈值	τ_1	τ_2	准确率/%
阈值1	80°	100°	86
阈值2	78°	102°	90
阈值3	76°	104°	95
阈值4	74°	106°	99
阈值5	72°	108°	96
阈值6	70°	110°	89

表3 人体标定框长宽比阈值选定
Table 3 Selected threshold values for length-width ratio of human calibration frame

参数	阈值1	阈值2	阈值3	阈值4	阈值5	阈值6	阈值7
Ratio	0.8	0.9	1.0	1.1	1.2	1.3	1.4
准确率/%	86	88	91	93	96	94	90

别医院患者做的一些非跌倒康复动作,易出现误判。本方法充分考虑了患者在跌倒时身体所具有的物理属性,同时将判别特征由原来的单一维度信息(位置),提升到身体躯干所带有的二维信息(位置、方向),使判别特征具有更好的泛化性,提高方法的准确度。在灵敏度和特异度指标方面,本方法的实验结果分别为97.5%和95.0%,表明本文方法具有准确识别跌倒和未跌倒事件的能力,同时错误率仅为4%,足以达到医院对意外跌倒检测的要求。

表4 本文方法与其他方法性能比较(%)
Table 4 Performance comparison between the proposed method and other methods (%)

方法	灵敏度	特异度	准确度	错误率
文献[15]	93.0	92.5	89.0	11.0
文献[16]	91.5	92.0	90.0	10.0
本方法	97.5	95.0	96.0	4.0

2.3 跌倒检测效果与分析

意外跌倒会对患者身心健康产生伤害,如跌倒后不能被及时发现,会造成更多二次伤害,甚至危及生命^[17-19]。如重症室内的患者,需全天24 h监测其行为信息。若稍有疏忽可能会使患者遭受更严重的伤害,这对于医护人员来说也是一种考验^[20-21]。本方法能通过提取多个判别特征来准确地分析患者是否发生跌倒,并发出警报,且算法在处理监控视频数据时的运行速度达到25帧/s,满足医院对意外跌倒检测的实时性、准确性的要求,能有效缓解医护人员的工作负担。此外,本文方法应用场景多样具有很强的泛

度、错误率^[14]。为了准确评估本算法的优势,本文选取2种基于卷积神经网络的同类工作进行对比实验。各方法在本文数据集上的实验结果如表4所示。从表4中可以看出本文方法的准确率为96%,分别超过文献[15]和文献[16]文7%、6%,这是因为文献[15]仅以人体部分关节点的高度变化作为判别特征,无法对下蹲、弯腰等动作做出有效判别导致精度较低。文献[16]以肩部中心、臀部中心、两脚踝中心的连线与地面的夹角作为判别特征,但该方法无法有效识

化性,图3为布置在医院不同位置的监控摄像头实时画面。

图3a场景为患者中风发作,昏倒在医院走廊,可以看出画面中显示出患者跌倒字样,此时患者躯干的倾斜角度分别为 $\theta_1 = 28^\circ$ 、 $\theta_2 = 30^\circ$ 、 $\theta_3 = 32^\circ$,并在画面右上角标出,由判别特征可知满足跌倒状态,算法做出正确判断结果并发出警报。图3b场景为在医院病房中一名帕金森综合征患者不慎跌落病床,本文视觉监控跌倒检测系统及时、准确地发现患者跌倒异常行为并发出警报,医护人员立即到达现场进行紧急救援,为防止发生生命危险赢得了宝贵时间^[22-23]。图3c场景为患者处于术后麻醉状态,因意识没有完全恢复,导致在走动过程中跌倒,出现晕厥现象。本系统通过将 $\theta_1 = 8^\circ$ 、 $\theta_2 = 10^\circ$ 、 $\theta_3 = 3^\circ$ 与倾角阈值对比,最终判断此人处于跌倒状态,并立即发出警报,有效减轻了医护人员对术后患者的行为监测工作压力。图3d场景为狂躁症患者病发失控导致跌倒发生,从图中可以看出患者处于倒立状态,头部在下,腿部躯干在上,且场景中包含很多杂物,这无疑会影响检测结果的准确性。但本算法依然能计算出此时患者的躯干倾角分别为 $\theta_1 = 56^\circ$ 、 $\theta_2 = 19^\circ$ 、 $\theta_3 = 69^\circ$,并标注在画面右上角,此时系统判断患者处于跌倒状态,随即发出警报。该实例表明本算法可在复杂场景中准确识别患者的跌倒动作。

3 结 论

本文提出一种面向医疗护理的视觉监控医院患者跌倒检测方法,该方法能够检测患者的15个关节点对应的骨架,并通过提取的人体边框长宽比、躯干与地面夹角、腿部与地面夹角作为判别性特征,来

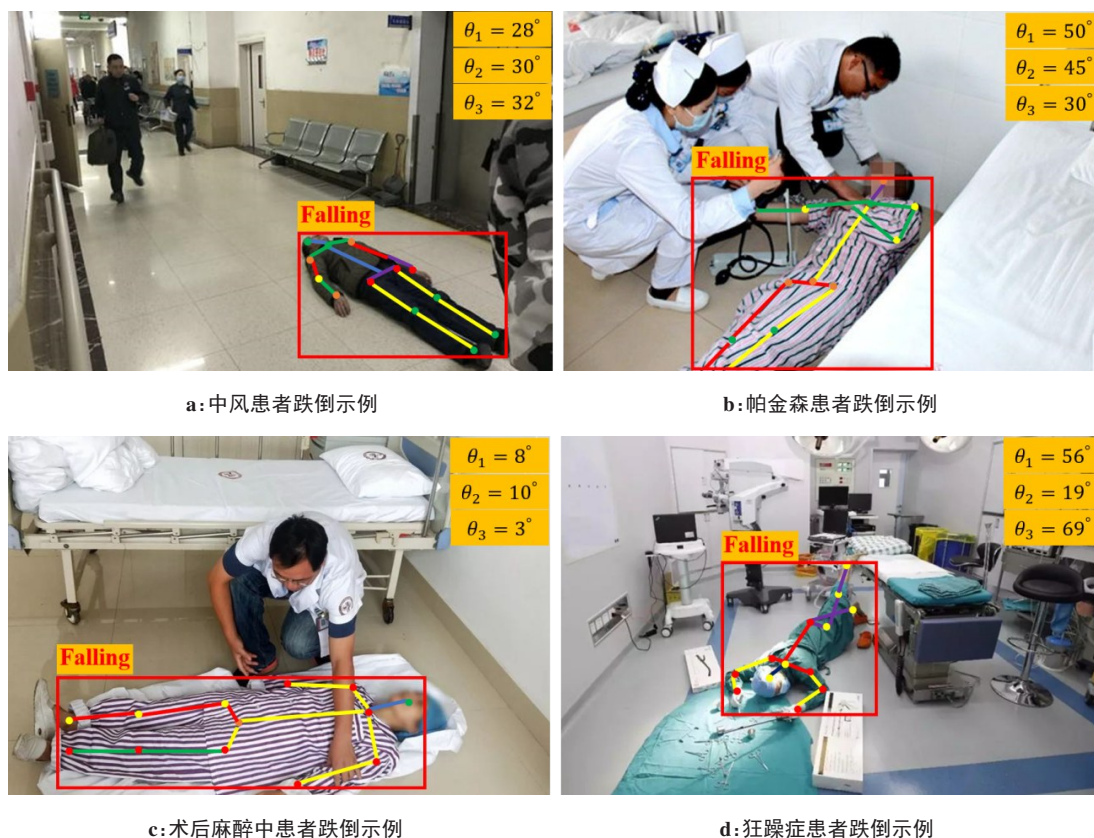


图3 不同病患跌倒及救助示例

Figure 3 Examples of patient falls and rescues

实时检测患者是否出现跌倒情况并发出警报。本方法在自建数据集上的检测准确率达到96%,且其他方面性能均优于传统方法,验证本方法的准确性和有效性。对典型的跌倒实例进行实验结果分析可知,本方法在复杂多样的医院环境下仍具有较好的鲁棒性、准确性,对不同类型患者的跌倒情况均能做出准确的判别,不仅能缓解医护人员工作压力,同时能有效实时地对患者的健康与安全状况进行监测,对患者生命安全保障具有重要意义。

为更好地辅助医生进行医疗护理工作,未来研究将从以下几方面进行:(1)患者身体躯干被遮挡的情况下实现跌倒检测;(2)改进算法以实现对医院患者抽搐、休克等其他异常行为的检测;(3)对患者的行为信息进行记录与评估,通过多数据比对确定患者术后康复程度。

【参考文献】

- [1] LUN, WU Y D, FENG L, et al. Deep learning for fall detection: three-dimensional cnn combined with lstm on video kinematic data[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2019, 23(1): 314-323.
- [2] 王玉梅, 李凌, 熊莉娟, 等. 老年人跌倒预防临床实践指南的质量评价及内容分析[J]. 中华护理杂志, 2019, 54(11): 1729-1734. WANG Y M, LI L, XIONG L J, et al. Quality evaluation and content analysis of existing clinical practice guidelines related to fall prevention in the elderly[J]. Chinese Journal of Nursing, 2019, 54(11): 1729-1734.
- [3] 沈鸣雁, 王华芬, 封秀琴, 等. 住院跌倒患者的数据挖掘与跌倒防范对策分析[J]. 中华护理杂志, 2017, 52(9): 1087-1091. SHEN M Y, WANG H F, FENG X Q, et al. Data mining and preventive measures for 239 cases of falls in hospitalized adults[J]. Chinese Journal of Nursing, 2017, 52(9): 1087-1091.
- [4] 徐文霞, 黄剑, 晏箐阳, 等. 兼具柔顺与安全的助行机器人运动控制研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1859-1873. XU W X, HUANG J, YANG Q Y, et al. Research on walking-aid robot motion control with both compliance and safety[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1859-1873.
- [5] DELAHOZ Y S, LABRADOR M A. Survey on fall detection and fall prevention using wearable and external sensors[J]. Sensors, 2014, 14(10): 19806-19842.
- [6] MUBASHIR M, SHAO L, SEED L. A survey on fall detection: principles and approaches[J]. Neurocomputing, 2013, 100: 144-152.
- [7] CHUA J L, CHANG Y C, LIM W K. A simple vision-based fall detection technique for indoor video surveillance[J]. Signal Image Video P, 2015, 9(3): 623-633.
- [8] ROUGIER C, MEUNIER J, ST-ARNAUD A, et al. Robust video surveillance for fall detection based on human shape deformation[J]. IEEE Trans Circ Syst Vid, 2011, 21(5): 611-622.
- [9] ZIGEL Y, LITVAK D, GANNOT I. A method for automatic fall detection of elderly people using floor vibrations and sound-proof of concept on human mimicking doll falls[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2009, 56(12): 2858-2867.
- [10] KOKOSIS S G, ANDREADIS L E, KAMPITSIS G E, et al. Forced current balancing of parallel-connected sic jfets during forward and reverse conduction mode[J]. IEEE Trans Power Electron, 2017, 32(2): 1400-1410.
- [11] FAN Y, LEVINE M D, WEN G, et al. A deep neural network for real-time detection of falling humans in naturally occurring scenes[J]. Neurocomputing, 2017, 260: 43-58.
- [12] CAO Z, SIMON T, WEI S, et al. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 1302-1310.

- [13] JOANNA J K, PAWEL K, MAREK G. Melanoma thickness prediction based on convolutional neural network with vgg-19 model transfer learning[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2019: 2748-2756.
- [14] WANG G J, LI Q Q, WANG L, et al. Cmfall: a cascade and parallel multi-state fall detection algorithm using waist-mounted tri-axial accelerometer signals[J]. IEEE Trans Consumer Electron, 2020, 66(3): 261-270.
- [15] 申代友, 库洪安, 皮红英, 等. 基于深度相机的老年跌倒监护系统[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(2): 223-228.
SHEN D Y, KU H A, PI H Y, et al. Depth camera-based fall detection system for the elderly[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(2): 223-228.
- [16] 王凯旋, 李立峰, 张小雪. 基于 MSP430 及安卓系统的老年人生理信息监护系统[J]. 中国医学物理学杂志, 2014, 31(3): 4905-4910.
WANG K X, LI L F, ZHANG X X. The monitoring system for the physiological information of the elderly based on the MSP430 SCM and Android system[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2014, 31(3): 4905-4910.
- [17] 曹荟强, 林仲志, 吴水才. 基于隐马尔可夫模型的老年人跌倒行为检测方法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(2): 165-171.
CAO H Q, LIN Z Z, WU C S. A detection method for the fall behavior of elders based on hidden Markov model[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(2): 165-171.
- [18] 朱勇, 张研, 宋佳, 等. 基于倾角的跌倒检测方法与系统研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2013, 30(1): 95-99.
ZHU Y, ZHANG Y, SONG J, et al. Study on the method and system for falling detection based on the inclinometer[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2013, 30(1): 95-99.
- [19] 耳玉亮, 段蕾蕾, 叶鹏鹏, 等. 2014 年全国伤害监测系统老年跌倒/坠落病例特征分析[J]. 中华流行病学杂志, 2016, 37(1): 24-28.
ER Y L, DUAN L L, YE P P, et al. Epidemiologic characteristics of fall in old population: results from national injury surveillance in China, 2014[J]. Chinese Journal of Epidemiology, 2016, 37(1): 24-28.
- [20] AKAGUNDUZ E, ASLAN M, SENGUR A, et al. Silhouette orientation volumes for efficient fall detection in depth videos[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2017, 21(3): 756-763.
- [21] DANIEL H C, KANNALA J, HEIKKILÄ J. Joint depth and color camera calibration with distortion correction[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2012, 34(10): 2058-2064.
- [22] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. 2012: 84-90.
- [23] KWOLEK B, KEPSKI M. Human fall detection on embedded platform using depth maps and wireless accelerometer[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 117(3): 489-501.

(编辑:陈丽霞)