

老年人跌倒检测技术研究综述

王梦溪, 李峻*

(南京师范大学 计算机与电子信息学院/人工智能学院, 江苏南京 210023)

摘要: 随着我国老龄化程度加剧, 空巢独居老人所占比重大幅上升, 适老化设备越来越受到人们的关注。家庭环境下, 由于无人看护、年龄增加以及突发疾病等一系列客观或主观原因导致的老年人跌倒已经成为威胁老年人健康的主要原因之一。因此, 实时监测老年人的居家行为, 对摔倒行为及时做出检测和预警, 一定程度上可以保障老人的生命安全, 降低老年人由于意外跌倒所带来的生命健康风险。本文在对跌倒检测研究进行广泛调研的基础上, 主要回顾了三种经典的跌倒检测技术: 基于穿戴式设备的跌倒检测技术、基于环境传感器的跌倒检测技术和基于计算机视觉的跌倒检测技术。总结介绍了不同跌倒检测方式系统构成, 探讨了国内外最新的相关研究成果, 并对其方法特点及其应用进行探讨。特别是本文重点回顾了近几年快速蓬勃发展的基于视觉的跌倒检测技术, 归类了该技术常用的两类算法——基于经典机器学习的跌倒检测算法和基于深度学习的跌倒检测算法, 并对这两类算法的相关原理及研究成果进行了深入分析与总结。接着, 本文还介绍了常用的公开跌倒检测数据集, 包括他们的规模和存储格式等特性, 最后本文对跌倒检测技术在过去的进展和未来的发展分别进行展望, 并提出了不同方面的合理发展建议。

关键词: 跌倒检测; 穿戴式设备; 环境传感器; 计算机视觉; 机器学习; 深度学习

中图分类号: TP391.4

A Review of Fall Detection Technologies for the Elderly

WANG Meng-xi, LI Jun*

(School of Computer and Electronic Information/School of Artificial Intelligence, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: With the rapidly growing aging population in China, the proportion of the elderly living alone has significantly increased, and thus the aging-population-oriented facilities have received increased attention. In a domestic environment, the elderly are likely to fall down due to different reasons such as lack of care, aging, and sudden illness, which have become one of the main threats to their health. Therefore, monitoring, detecting and predicting fall down behavior of the elderly in real-time can ensure their safety to some extent, while further reducing the life and health risks caused by accidental falling down. Based on a comprehensive overview of the research on human fall detection, we mainly review different approaches of three categories: wearable device based ones, ambience device based ones, and computer vision based ones. We summarize and introduce the system composition of different methods and explore the latest relevant research. In particular, we focus on reviewing the vision based schemes which has been developing rapidly in recent years, summarizing two groups of commonly used vision-based algorithms, i.e., classic machine learning based and deep learning based methods. In addition, relevant principles and research results of these two types of algorithms are analyzed and summarized in depth. Next, we also introduce public benchmarking datasets for human fall detection, including dataset size and storage format. Finally, we discuss the prospect for the relevant research, and come up with reasonable suggestions in different aspects.

Key words: fall detection; wearable devices; ambience devices; computer vision; machine learning; deep learning

收稿日期: 年-月-日 (由编辑部填写)

基金项目: 国家自然科学基金 (62173186, 61703096)

作者简介: 王梦溪 (2001-), 女, 本科生, 研究方向: 图像处理和计算机视觉。

通信作者: 李峻 (1986-), 男, 博士, 副教授, 硕导, CCF 会员 (G7106M), 研究方向: 模式识别和图像检索。

0 引言

据国家统计局发布的第七次全国人口普查公报（第五号）^[1]显示，截止 2020 年 11 月 1 日零时，我国 60 岁及以上人口为 264018766 人，占 18.70%，其中 65 岁及以上人口为 190635280 人，占 13.50%。与 2010 年的第六次全国人口普查相比，60 岁及以上的人口比重上升了 5.44%，65 岁及以上人口的比重上升了 4.63%。联合国发布的《World Population Prospects 2022-Summary of Results》^[2]中表明，预计 2022 年至 2050 年，全球 65 岁或以上人口的比例将显著增加。2030 年预计世界老年人口将达到近 12%，2050 年则将达到 16%，而对于中国这这个人口大国，到 2030 年，将会进入老年人口占比近 25.26% 的深度老龄化社会。

我国人口老龄化问题日益严重，但是老年人希望在家养老的观念没有转变。居家养老符合传统习惯，老人在心理上更喜欢生活在自己熟知的地方，维持现有的生活和社交。然而现代社会中老人和子女都要求有自己的“独立空间”，当子女由于学习、工作、婚姻等原因而离开家以后，家庭养老越来越成为难题，空巢老人、独居老人、留守老人、特殊家庭老年人等社会问题越发凸显。空巢独居再加上老龄以后身心变化会给老年人的日常生活造成一定的困难，老年人骨质疏松行动不便，经常发生意外。跌倒会严重威胁老年人的生命健康，研究统计^[3]显示，跌倒是 79 岁及以上老人受伤导致死亡的原因，所以跌倒检测与预防发挥着不可或缺的作用。跌倒检测技术可以对老年人的行为做出实时监测，一旦发生意外，立刻通知子女或医护人员，以便及时采取救护措施，一定程度上保障了老年人的生命健康安全。

跌倒，属于疾病术语，是指突发的、不自主的、非故意的体位突然改变，倒在地上或更低的平面上^[3]。跌倒按照国际疾病分类(ICD-10)对跌倒的分类，跌倒包括以下两类：（1）从一个平面至另一个平面的跌落（2）同一平面的跌倒^[5]。所以跌倒可以是在

平地上跌倒，也可以是从椅子上、床上摔落，跌倒的过程中人的体位发生突变，变化情况多种多样，与日常生活活动不同，这也使得跌倒检测成为难题。

跌倒检测的科研工作者致力于从日常生活活动（ADL）中区分出跌倒行为，跌倒检测的基本流程如图 1 所示，包括数据收集、数据处理、跌倒检测与判别、发出警报等。要实现这些功能，往往需要以下五个模块：

1) 数据收集装置：数据收集装置是跌倒检测系统的核心组成部分，用于检测获取人物及环境中的各种参数。

2) 数据处理单元：数据处理单元用于处理传感器所采集的数据，它通过对数据进行人物背景分离、滤波、特征提取等处理，提高跌倒检测系统的精度。

3) 跌倒检测算法：跌倒检测算法可以根据采集到的数据判断是否发生了跌倒事件。它可以基于阈值，也可以基于机器学习、深度学习等技术实现，是跌倒检测系统的核心组成部分。

4) 报警机制：当跌倒检测系统检测到跌倒事件发生时，需要立即触发报警机制，及时通知家属或相关医疗机构。如果人员并未发生意外，也可自行取消报警。该报警机制可以采用短信、电话等多种方式实现。

5) 电源和通信模块：电源用于为跌倒检测系统提供电力，可以采用电池或外部电源；通信模块用于为跌倒检测系统提供网络连接，可以采用有线网络或者无线网络。它们可以确保跌倒检测系统的平稳运行以及数据的及时传输。

五个部分相互配合，共同组成了跌倒检测系统。

根据数据收集方式的不同，跌倒检测可以分为基于穿戴式的跌倒检测技术、基于周边环境的跌倒检测技术和基于视觉的跌倒检测技术^{[6][7]}，本文首先介绍了跌倒检测技术的系统构成和检测流程，然后回顾总结了这三种不同类型的技术近几年的最新研究进展，在第 1、2、3 节分别对此三种跌倒检测技术做详细介绍，特别是我们重点回顾了基于视觉的跌倒检测技术。

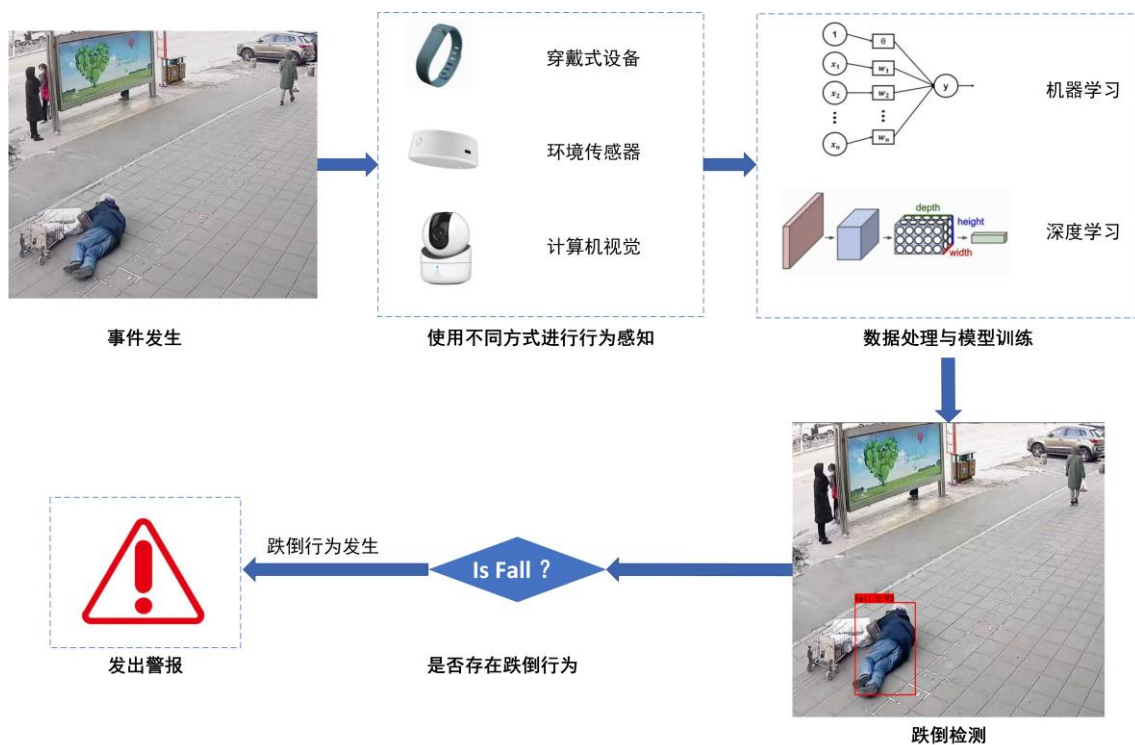


图 1 跌倒检测系统处理流程，主要包括数据收集、数据预处理、跌倒检测与判别、发出警报

Fig.1 The process of fall detection system mainly includes data collection, data preprocessing, fall detection, and alert sending

1 基于穿戴式的跌倒检测技术

1.1 方法流程

穿戴式设备的系统通常使用嵌入式传感器，例如加速度传感器、压力传感器、磁力计和陀螺仪等，从这些传感器中可以获得运动的数据，从而可以提取人体的运动信息和姿态信息。常见的穿戴式设备有腕带、腰带、压力鞋垫等，如图 2 所示。

目前穿戴式传感器的摔倒检测所采用的传感方式通常为三轴加速度传感器^[8]。系统流程图如图 3 所示，通过把加速度传感器嵌入到相关的可穿戴设备上，由人体随身佩戴并收集人体运动信息，经过对采集到的信息进行分析处理，从而判断人体是否摔倒，如果发生跌倒行为，系统发出警报，使用者如果并未发生严重意外可自行取消警报，否则系统认定使用者发生了跌倒意外，将立刻通知其监护人或医护人员，便于采取及时的救助措施。

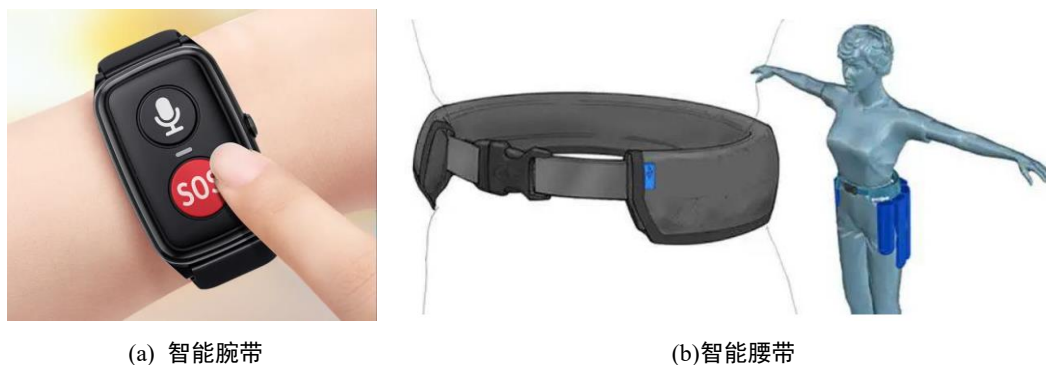


图 2 常见的穿戴式设备

Fig.2 Common wearable devices

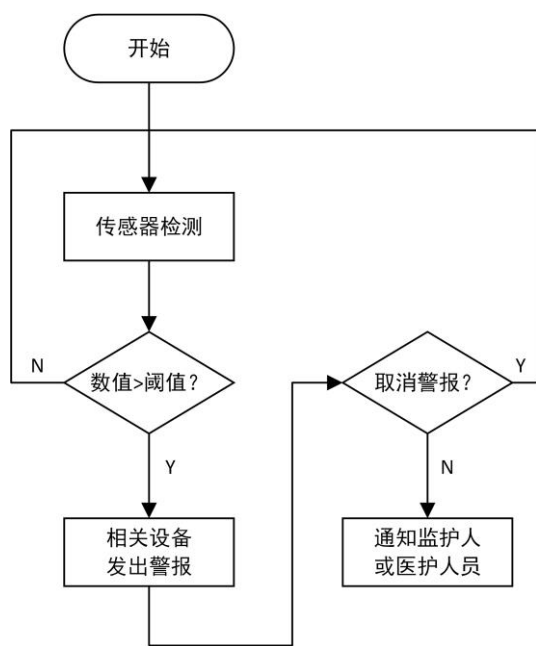


图 3 基于穿戴式跌倒检测流程图

Fig.3 Flow charts of fall detection based on wearable devices

A.K. Bourke^[9]等通过在被测试者身上安装双轴陀螺仪传感器模拟摔倒行为，测量了俯仰角速度和侧倾角的速度，然后使用基于阈值的算法来区分行为是否是跌倒；Fudickar S^[10]等使用智能手机中的加速度传感器进行跌倒检测，结果良好，但存在智能手机可能不能一直随身携带的问题；Casilari E^[11]等将嵌入惯性传感器的可穿戴设备和蜂窝通信（cellular communications）相结合，通过惯性测量单元（IMU）的陀螺仪捕获人物角速度，并结合加速度器捕获的数据，然后使用卷积神经网络 CNN 进行分类，判断是否跌倒；Ji Z^[12]等将足底压力参数转换成电信号，以此获得足底压力大小，若压力数据为 1 则未跌倒，若为 0 则判断为跌倒，该设备克服了穿戴困难的缺点；AH Ngu^[13]等利用 edge-cloud 框架，在计算和存储资源都有限的智能手表上实现了基于深度学习的实时跌倒检测，并且在现实生活中向几名老年人展示了其可行性。

由于基于穿戴设备的数据集缺乏，难以有效训练模型，所以 Collado-Villaverde A^[14]等开发了一种跌倒模拟器，来随机模拟人体跌倒的两种姿态：昏厥和向前跌倒（syncope and forward），该模拟器有效地扩大了摔倒检测的数据集，为之后的跌倒检测研究提供了可靠的数据支持。

1.2 方法讨论

基于阈值的方法和基于机器学习的方法都可以

应用于穿戴式设备，其中基于机器学习的方法通常优于基于阈值的方法。由于阈值取决于人体特性，导致基于阈值的方法准确率较低，所以 2014 年以后文献中使用基于阈值的方法显著减少^[37]。

穿戴式设备有设计简单、灵敏度高、灵活性强的特点，能够克服视频图像分析或音频信号分析设备只能局限于某一范围的问题，不易受环境干扰等特点，而且可以结合相应的保护装置，对跌倒行为进行缓冲，减轻伤害。

但是穿戴设备维护和保养成本较高，并且由于需要穿戴可能会对老年人带来不舒适的体验感，只是佩戴在人体的一个部位也会造成检测精度低、误识率及漏报率较高等问题。

在未来研究员需要发明更轻便、更易于穿戴的设备，并且需要具有良好的抗干扰能力，例如腕带需要能够区分手臂挥动和摔倒造成的手部速度快速变化。

2 基于环境传感器的跌倒检测技术

2.1 主要方法

基于周边环境的跌倒检测是指通过设置在患者发生跌倒的地点上的传感器组合来检测患者跌倒与否的方法，环境传感器是该跌倒检测系统的核心组成部分，用于检测获取环境中的各种参数。常用的环境传感器有麦克风、红外线传感器（infrared sensors）、地板传感器（floor sensors）、微波运动检测器（microwave motion detectors）等。这些传感器可以获取人体的动作和位置数据，从而帮助判断是否发生了跌倒。

Yun L^[15]提出了声音衰减算法（acoustic-FADE），一种由麦克风阵列组成的声学跌倒检测系统，该系统可以根据麦克风采集的声音数据确定声源的位置，如果声源的估计高度大于阈值，认为事件发生在地面以上，属于未跌倒，否则使用 MFCC 进行特征提取，再用最近邻分类器分类判断是否属于跌倒行为。但是该系统布局困难，而且易受大量声音干扰影响。

Liu Z^[16]等利用红外传感器进行实时监测，大致定位确定可能的跌倒点，然后再进行动态分析是否有跌倒行为，在没有跌倒行为时，只进行跟踪定位，有效的提升了效率，节省了分析运算时间，此外为了消除特定热源和背景温度的影响，作者采用了双三次插值和背景减法分离前景和背景，获取所需的人的信息，有效提高模型的准确率。

Jin F^[17]等提出了一种依靠毫米波雷达传感器 (millimeter-wave radar sensor) 检测人体的点云 (在一个三维坐标系统中的一组向量的集合) 数据的新型跌倒检测系统 mmFall, 再使用循环神经网络 RNN 自动编码器检测异常情况, 该雷达对运动行为高度敏感, 且采用半监督式异常检测可以避免数据集不足的问题。

何密^[18]等使用调频连续波 (Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW) 超宽带雷达采集人体的回波数据, 然后使用包含 3 种融合方式的轻量级深度学习网络 MobileNet-V3 融合 3 种图谱信息, 判别是否跌倒。使用该种雷达可以同时得到多普勒信息和目标距离, 更有助于行为的识别。

2.2 方法讨论

基于环境传感器的跌倒检测可以避免穿戴设备的不适感, 也避免了直接对个人隐私进行侵犯, 但是它易受环境干扰, 因此难以精密地检测跌倒与否。要达到精确的检测往往要求采集全方位的环境数据, 这就意味着需要多样化的设备, 这不可避免地带来高成本和高基础设施的需求, 正是由于这种局限性, 基于环境的跌倒检测技术难以在普通老人家庭中取得普适性的应用^[19]。

此外, 环境传感设备还需要电源和通信模块的支持, 用于为跌倒检测系统提供稳定的电力和网络连接, 所以设备维护成本往往会比较高。如何在降低成本的同时提高检测精确度, 使得环境传感设备可以投入家用, 是一个值得深思的问题。

3 基于视觉的跌倒检测技术

3.1 方法流程

基于视觉的跌倒检测是指通过影像装置获得图像数据, 并通过信号处理技术对其进行处理, 从而获知患者跌倒与否的方法, 基本流程如图 4 所示, 大致可以总结为两个阶段: 训练阶段和测试阶段, 训练阶段首先对训练数据进行预处理 (包括人体特征提取、特征编码等), 然后使用相关算法训练模型。测试阶段需要使用相应的计算机视觉设备进行行为跟踪, 对采集的数据进行预处理, 进行人体特征提取, 对数据处理后, 就可以使用之前训练好的模型进行跌倒行为的判断, 如若发生跌倒, 会触发相关报警设备。

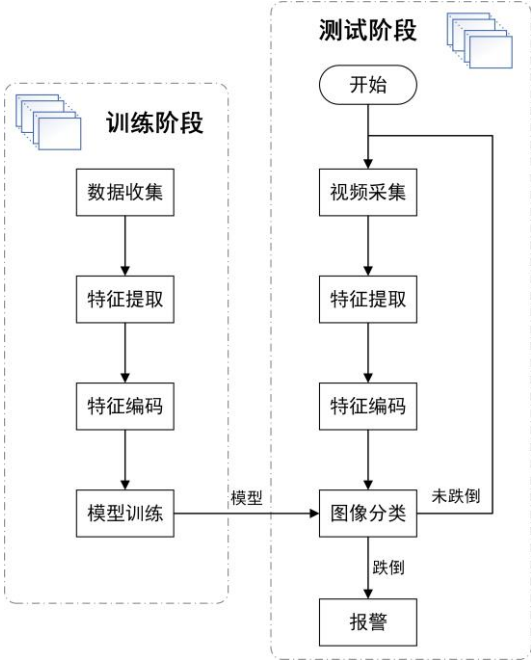


图 4 基于视觉的跌倒检测算法基本流程图

Fig.4 Flow charts of fall detection based on computer vision

基于视觉的跌倒检测关键步骤之一就是进行人物目标的姿态特征提取, 通过对人体姿态进行建模分析判断人体是否跌倒, 所以合理的提取人物姿态特征并进行数据预处理是十分重要的, 其中包括选用合适的人体形态数据模型、进行人物与背景的分隔等。Lin C Y^[20]等使用高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) 来进行前景与背景的分隔, 使用加速度变化来判断是否跌倒; Kroputaponchai T^[21]等使用混合运动纹理模型 (mixture motion-texture model), 用图像形态学开运算和闭运算进行人物与背景的分隔, 提取人物形态, 实现任务目标与背景的有效分隔, 还引入了对象纹理的颜色概率密度作为相似性度量, 去除光照的影响, 减少噪声, 这种混合行为纹理模型 (mixture motion-texture model) 可以有效提高模型准确率。王鑫^[22]等使用轻量级神经网络模型 MobileNetV3 作为前端特征提取的主干网络, 该网络使用了平均池化的方法和逐点卷积的操作, 替代了常规使用的全连接层, 这样可以在精度不变的情况下显著减少计算量和参数量, 实现对人物姿态的快速、准确提取。

但是人体姿态提取可能会受摄像头拍摄角度以及光照等因素的影响, 所以王萍^[23]等充分利用场景背景信息, 综合考虑人员与地面的交互信息, 提出了一种基于场景先验的跌倒检测算法, 以高斯概率分布建模的方式学习人物活动中的场景先验信息,

然后基于场景先验引导注意力进行特征提取与融合,形成了更具有鲁棒性的特征,便于后续进行分类预测。

3.2 方法分类

3.2.1 基于经典机器学习的跌倒检测

在模型训练阶段,基于视觉的跌倒检测多使用机器学习和深度学习的方法来进行训练。

在传统的机器学习算法中,首先对目标区域进行手工的特征提取,然后再利用传统算法,如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、决策树(Decision Tree)、随机森林(Random Forest)、k-means等算法进行特征预测,从而区分出跌倒行为和日常生活活动。

Gunale K^[24]等使用了支持向量机、K近邻、随机梯度下降、决策树和梯度提升五种传统机器学习算法,对比分析使用不同分类器的影响,并且使用f-score作为衡量指标进行实验分析。实验证明决策树的分类效果较好,但是在特定的复杂场景中(如演讲室),梯度提升算法表现效果较好。张飞^[25]等使用改进的Vibe算法提取人体目标,并框选出运动的人体,然后使用支持向量机(SVM)区分跌倒行为和其他例如坐下和躺着等高度较低的行为。但是由于传统机器学习算法的局限性,该方法会导致对人体躺下和快速坐下的误检,导致准确率并不高。由于传统的机器学习算法并不能很好的处理图片、视频类数据,误检、漏检率较高,因此为了解决机器学习的局限性,现阶段科研工作者大都使用基于深度学习进行跌倒的检测。

3.2.2 基于深度学习的跌倒检测

跌倒检测首先要对目标区域进行定位提取,所以目标检测是跌倒检测一个很重要的部分。目标检测可以分为物体提取和目标分类两个阶段,而在跌倒检测中,物体提取就是提取人物姿态,目标分类就是判断人物是否跌倒。下面首先介绍基于深度学习的目标检测算法,然后介绍不同算法在跌倒检测方面的应用。

基于深度学习的目标检测主要可以分为两大类:两阶段(two stage)和一阶段(one stage)^[26]。两阶段的方法首先要进行候选检测窗口的提取,然后进行目标分类与回归,具有精度高的特性,常见算法有R-CNN^[27]、SPP-NET^[28]、Fast R-CNN^[29]、Faster R-CNN^[30]等。一阶段目标检测也叫做端到端的目标检测,是指直接对锚点框进行分类与回归,往往在推理速度上更具有优势,实时性好,常见的算法

有YOLO系列、SSD等。

GIRSHICK R^[27]等首次提出R-CNN,基于selective search生成大约2000个候选区域,大小归一化后送入CNN模型,得到一个特征向量,送入SVM分类器中进行分类。为了提升定位准确性,R-CNN最后又训练了一个边界框回归模型,通过边框回归模型对框的准确位置进行修正。为解决R-CNN对于出入图片尺寸的限制,HE K^[28]等提出了允许不同尺寸图片的SPP-NET,用卷积特征上的空间金字塔池化层(Spatial Pyramid Pooling, SPP)替代原始图像上的crop/warp等操作,提高了检测速度。GIRSHICK R^[29]等提出了Fast R-CNN,用softmax替代SVM分类,并使用多任务损失函数(Multi-task Loss)将边框回归和分类操作二者进行了合并,有效的提高了检测速度。REN S^[30]等提出了速度更快、检测精度更高的Faster-RCNN,用RPN获得的proposal替代了Fast-RCNN中selective search获取的proposal。

虽然上述经典的两阶段神经网络算法可以获得良好的结果,但是存在计算量高、模型参数量大等问题,复杂的网络结构也会导致训练困难,实时性差,难以在实际环境中应用。所以后来又出现了一阶段的目标检测算法,如YOLO(you only look once)^{[31][34]}系列、SSD(single shot detector)^[35]等,表现出更加良好的效果。现阶段的跌倒检测科研工作者多在这几种经典的目标检测算法上加以改进,提出了检测精度更高、效率更快的跌倒检测算法。

改进的跌倒检测模型往往从加快计算的速度和提高检测准确率^[36]两个方面入手。Ramaissa B D^[37]等提出了一种仅使用骨骼数据的基于视觉的跌倒检测系统,使用具有同时捕获空间和时间信息的优势的时空图卷积神经网络(ST-GCN),该模型在新数据到来之时无需重新训练,而是可以直接进行应用,计算快速的同时提供了良好的准确性,实现了近乎100%的正确率;为解决复杂场景下检测率较低的问题,方可^[38]等提出了一种改进的跌倒检测模型——PDD-FCOS,将金字塔视觉转换器(PVT)引入到基准FCOS算法的骨干网络中,提取到了更丰富的语义信息而不增加计算量。在特征信息融合部分加入双重细化特征金字塔(DRFPN),提高学习特征图的准确率;为解决复杂场景下YOLOv5检测率精度不高的问题,沈国鑫^[39]等在YOLOv5基础上提出了一种特征金字塔结构YOLOv5(AFEF-FPN),使用自适应特征增强融合金字塔网络(AFEF-FPN)和特征增强

融合模块(FFEM),可以有效增加融合深度,通过实验证明,相比于原始的YOLOv5网络模型,YOLOv5(AFEF-FPN)在训练集和测试集上的mAP值均有所提升。

基于深度学习的跌倒检测检测效果往往更好,但是它需要大量带标注的样本进行训练调优,当可以获得的带标注样本量有限或者测试数据集和训练数据集分布有较大差异时,检测的效果将会大幅下降^[40]。

基于机器学习和基于深度学习的跌倒检测技术在近几年得到了广泛关注,并且迅速发展。该技术可以通过对跌倒与非跌倒行为进行分类和训练,生成相应的跌倒检测模型,通过扩大数据集,进行大量的数据训练和参数调优,可以逐步提高模型精度,这也是基于视觉的跌倒检测未来发展的方向之一。

3.3 方法讨论

通过梳理文献,本文对基于视觉的跌倒检测技术的几种典型的方法进行了对比总结,如表1所示。

基于视觉的跌倒检测摆脱了穿戴设备的拘束限制,检测关键在于人体与背景的分离,但是在进行人体和背景分离提取时,对人物的衣服颜色、纹理和周边的照明环境会有较大的影响,并且可能会存在有遮挡物的情况,会导致难以做到精准检测。此外,该系统还需要专门的视频提取设备,对设备要求高,也因此难以家用。随着现代摄像设备越来越多,可以充分利用已有的摄影设备进行监测,但是人们的隐私也受到了威胁,所以基于视觉的摔倒检测是否会对老人的隐私造成泄露也是一个值得思考的问题。

文献^[41]指出老年人会更喜欢多模态相结合的方式,丰富智能摄像头的功能,丰富交互方式,如增加语音交互功能^[42],更能提高老年人的接受度。在未来的设计与发展中,摄像和监控设备需要规范化,有效解决隐私暴露的问题,同时需要结合多模态的检测方式^[43],创造出检测精度更高,且更有利于老年人使用的检测方法。

表 1 基于计算机视觉的跌倒检测技术对比

Table 1 Comparison of fall detection technologies based on computer vision

技术模型	提出者	数据	优点	缺点	使用场景
阈值分析法和 SVM	张飞 ^[25] 等	视频流	采用双摄像头有效提高了识别的准确率	对人体躺下和快速坐下容易存在误检	智能视频监控
ST-GCN	Romaissa B D ^[34] 等	骨骼数据	无需重新训练即可应用于新的数据	使用的是模拟数据,与真实有差距;对有遮挡的情况不具有鲁棒性	无遮挡的场景
PDD-FCOS	方可 ^[35] 等	原始的 RGB和深度图像	在复杂环境中检测跌倒行为鲁棒性较好	对于跌倒数据集中小目标的检测效果有待提高	复杂的场景
基于关键点估计的红外图像人体摔倒检测方法	徐世文 ^[44] 等	红外图像	有效避免了纹理、颜色和光照等因素的影响,在红外图像上能进行实时检测	红外数据缺少,自己获取数据	易受纹理、颜色和光照等因素影响的场景

4 常用数据集及评价准则介绍

4.1 常用数据集

4.1.1 Multiple Cameras Fall Datasets (MCFD)

该数据集由加拿大蒙特利尔大学公开提供,包含 24 个视频段,其中每个视频段又包含了 8

段视频,总共 192 个视频,其中每个视频包含向前摔倒、向后摔倒、左侧摔倒、右侧摔倒以及坐着时摔倒其中的 1~4 个行为动作,日常行为包括坐下和下蹲。拍摄的视频由 8 个布置在房间中不同位置的摄像头俯视拍摄而成,每个摄像头的视野都能够覆盖整个房间^[45]。该数据集的部分图像数据如图 5 所展示。



图 5 MCFD 数据集部分数据

Fig.5 Image data in MCFD dataset



图 6 URFD 数据集部分数据

Fig.6 Image data in URFD dataset

4.1.2 Human Activity Recognition Using Smartphones Data Set (UCI-HAR)

该数据集由美国加州大学欧文分校建立。志愿者腰部佩戴着装有嵌入式惯性传感器的智能手机设备，模拟进行包括行走、坐下、站立、躺下等六项日常生活活动(ADL)。使用嵌入式加速度计和陀螺仪，来捕获三轴线性加速度和三轴角速度^[46]。该数据集以数字格式存储，所包含的 6 种行为标签如表 2 所示。

表 2 UCIAR dataset 数据集行为分类标签

Table 2 Activity labels of UCIAR dataset

ID	行为标签(Activity_labels)
1	行走(WALKING)
2	上楼梯(WALKING_UPSTAIRS)
3	下楼梯(WALKING_DOWNSTAIRS)
4	坐下(SITTING)
5	站立(STANDING)
6	躺下(LAYING)

4.1.3 UR Fall Detection Dataset (URFD)

该数据集来自于热舒夫大学^[47]，由 70 个视频组成，其中包括 30 次跌倒和 40 次日常生活活动。该跌倒数据集由 2 台微软 Kinect 相机和相应的加速度数据记录了涵盖行走、弯腰、跌倒等日常的行为动作。

该数据集组织如下，安装在地板和天花板上的相机 0 和相机 1 的每条线路包含相机 0 和 1 的深度和 RGB 图像序列、同步数据和原始加速度计数据。每个视频流都以 png 的图像格式单独存储在 zip 压缩文档中。URFD 部分数据集如图 6 所示。

4.1.4 Fall Detection Dataset

该数据集使用固定在约 2.4 米的屋顶高度的单个未校准的 Kinect 传感器，记录了 RGB 原图和深度图像，如图 7 所示。数据集共有 21499 张图像，包含一些空图像。在 22636 张图像的总数据集中，16794 张图像可用于训练，3299 张图像可用来验证，2543 张图像可被用于测试。图像记录了 5 名不同的参与者在 5 个不同的房间中的行为动作，包括站立、坐着、躺着、弯腰和爬行，每个房间有 8 个不同的视角的记录^[48]。



图 7 Fall Detection Dataset 数据集 RGB 图像和深度图

Fig.7 RGB images and depth maps of Fall Detection Dataset

4.1.5 UP-Fall Detection Dataset

该数据集由墨西哥的泛美大学(Universidad Panamericana)提出^[49]，让 17 名健康年轻人进行 11 种不同的日常生活活动，并且将每一个动作重复三次。该数据集使用了多种不同的方式进行数据收集，包括来自可穿戴传感器、环境传感器

和视觉设备的数据信息，数据一共 850GB。图 8 展示了详细的设备布局方式，主要包括穿戴式设备在人体的布局 and 传感器、摄像头的空间布局。

该数据集具有重要意义，为信号识别、计算机视觉以及机器学习等方面的研究提供了更多实验可能性。

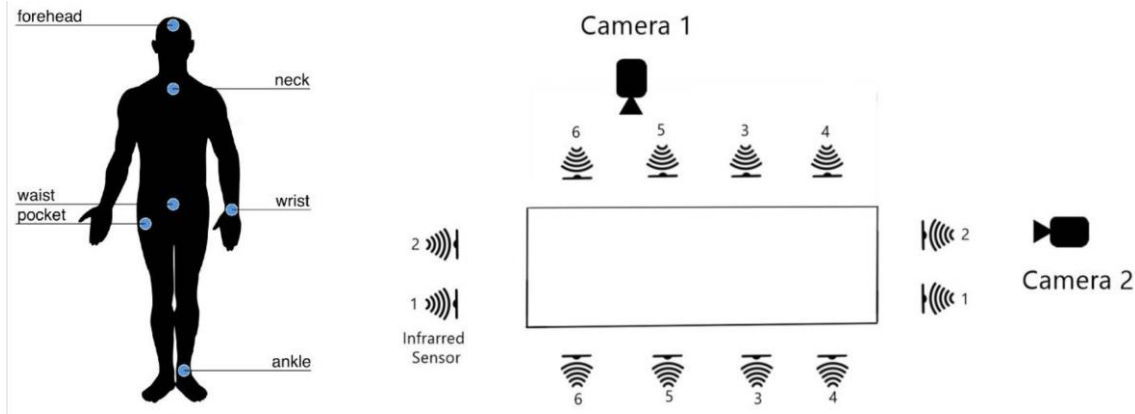


图 8 UP-Fall Detection Dataset 数据集中的设备布局方式
Fig.8 The methods of equipment layout of UP-Fall Detection Dataset

在对公开跌倒检测数据集进行调研后，本文接下来对上文提及的五个常用数据集进行了对比总结，汇总了包括每个数据集的提出时间、相

关机构、数据类型和相关下载网址的信息，总结的详细结果如表 3 所

表 3 常见的公开数据集总结

Table 3 Summary of Common Public Datasets				
数据集	时间	相关机构	数据类型	数据集网址
MCFD ^[45]	2010	加拿大蒙特利尔大学	视频流	http://www.iro.umontreal.ca/~labimage/Dataset/
UCI-HAR ^[46]	2013	美国加州大学欧文分校	数字	http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Human+Activit y+Recognition+Using+Smartphones
URFD ^[47]	2014	波兰热舒夫大学	视频流	http://fenix.ur.edu.pl/ds/uf.html
Fall Detection Dataset ^[48]	2017	/	图片	falldataset.com
UP-Fall Detection Dataset ^[49]	2019	墨西哥泛美大学	图片	https://sites.google.com/up.edu.mx/har-up/

4.2 常用评价指标标准

在分类任务中，将数据集中的数据记录按照“真实类别”和“预测类别”两个标准进行汇总。一个跌倒检测任务可以视为含有“跌倒”与“未跌倒”两个标签的二分类任务，它的混淆矩阵可以用如表 4 所示的结构表示：

表 4 跌倒检测结果情况分类

Table 4 Classification of fall detection results		
事实/预测结果	预测为跌倒	预测为未跌倒
事实为跌倒	真阳性TP	假阴性FN
事实为未跌倒	假阳性FP	真阴性TN

在分类任务中，常见模型评价指标有以下几种：

(1) 精度:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (1)$$

指的是分类正确的样本占总样本个数的比例, 表现得是模型的分类能力。

(2) 准确率:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

指的是预测为正例的样本中实际情况也为正的样本占预测为正例的样本的比例, 它能够体现模型对负样本的区分能力, *precision* 的值越高, 表示模型对负样本的区分能力越强。

(3) 召回率:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

指的是实际为正的样本中被预测也为正例的样本占实际为正例的样本的比例, 它可以直管段表达分类器能够找到正样本的能力, 1 为最好, 0 为最差。

(4) F1-score:

$$F1-score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

F1-score 是 Precision 和 Recall 的是准确率和召回率的调和平均数, 是二者的综合, 其值越大则表示模型的效果越好。当模型的准确率和召回率相同时, F1-score 为 1, 此时为最大值。在分类任务中, 特别是在样本不平衡的情况下, F1-score 可以更好地表现模型的分类性能。例如文献[24]中就使用 F1-score 作为衡量指标评价五种传统机器学习算法在跌倒检测中的分类效果。

(5) mAP:

mAP 是 mean Average Precision 的缩写, 它是目标检测中一种常用的性能指标, 表示多个类别的 AP(Average Precision)的平均值, 其中 AP 是根据预测结果计算出的准确率-召回率曲线 (P-R 曲线) 下的面积。

AP 值的计算仅仅针对一个类别, mAP 就是计算所有类别的 AP 的均值计算公式:

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{K} \quad (5)$$

式 (5) 中 K 表示样本的类别数量, 且 $K > 1$, 当 $K=1$ 时, $mAP = AP$ 。

mAP 值衡量的是所训练的模型在所有类别上

的检测能力的好坏, 较高的 mAP 值通常表示模型具有更好的准确性和召回率, 能够识别多个目标类别, 模型性能更好。因此, mAP 值是目标检测领域衡量模型性能的重要指标之一。例如论文^[39]就使用 mAP 进行改进的 YOLOv5 和原始的 YOLOv5 模型性能的比较。

5 研究展望

当前跌倒检测检测技术取得了巨大成功, 尽管如此, 跌倒检测还存在着巨大的发展空间。展望总结跌倒检测技术的发展趋势如下:

(1) 基于多模态的跌倒检测。基于穿戴设备、基于环境和基于视觉的检测技术各有优劣, 甚至在某些方面可以形成互补, 所以在特定的环境中, 布置多种设备, 有效的利用多种检测方式, 形成多模态的跌倒检测技术, 可以在减少老年人不适感的同时减轻甚至消除单一检测技术的局限性, 同时还能提高检测准确率。虽然现在的研究员们已经开始研究此类技术, 但是如何将设备简单化、合理化仍是未来研究的重要方向之一。

(2) 基于智能设备的跌倒检测。随着现如今智能手机和便携智能设备的快速发展和普及, 如何有效利用这些智能化设备, 使得一个设备具有多种功能, 而不是仅仅开发只能进行单一跌倒检测的设备, 是一个有待深入思考和研究的问题。

(3) 基于使用者心理的跌倒检测。在发展跌倒检测技术的同时, 考虑使用者的接受程度也是一个十分重要的问题, 在将跌倒检测投入到现实的使用中时, 可能会面临老年人难以接受佩戴繁琐的穿戴式设备、担心摄像头会侵犯自己的隐私等问题, 所以在开发研究跌倒检测技术的同时也要充分考虑使用者的心理。因此, 开发出一个能真正投入到使用中、具有现实意义的跌倒检测技术是十分重要且具有挑战性的研究方向。

总的来说, 跌倒检测技术在医疗保健、老年人护理与健康保障等领域具有广泛的应用前景。未来随着智能技术的不断深入发展, 跌倒检测技术也将得到进一步的完善。

6 结束语

跌倒是老年人所面临的会威胁生命健康的一个常见问题, 近几年来, 随着智能技术的快速蓬勃发

展, 跌倒检测技术也成为了一个备受关注的领域。

本文对基于穿戴式设备、基于环境传感器和基于计算机视觉的跌倒检测技术进行综述, 主要贡献总结如下:

(1) 本文分别介绍了不同跌倒检测的系统构成以及最新的研究成果;

(2) 文中讨论了各系统的优劣以及它们在实际应用方面的问题;

(3) 介绍了常用的公开跌倒检测数据集, 对数据集进行对比分析与总结;

(4) 最后就跌倒检测技术在未来的应用方面提出了合理的发展建议。

本文对于跌倒检测的研究工作具有一定的借鉴意义, 希望能够对未来研究跌倒检测带来积极的影响。

参考文献:

- [1] 国家统计局. 第一次全国人口普查公报 (第五号) . [EB/OL]. 2021-05-11 [2023-03-25]. http://www.stats.gov.cn/xxgk/sjfb/zxfb2020/202105/t20210511_1817200.html.
- [2] United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2022). World Population Prospects 2022: Summary of Results. UNDESA/POP/2022/TR/NO.3. [EB].2022 [2023-03-25]. <https://www.un.org/development/desa/pd/>.
- [3] Griffiths C , Rooney C , Brock A . Leading causes of death in England and Wales--how should we group causes?[J]. Health Statistics Quarterly, 2005, 28(28):6.
- [4] 张鑫,杨大威.预防老年人跌倒[J].创伤外科杂志,2023,25(04):320-321.
- [5] 于普林,覃朝晖,石婧,等.北京市某城市社区老年人跌倒与慢性病关系的研究[J].中华流行病学杂志, 2009(11):4.
- [6] Mubashir M , Shao L , Seed L . A survey on fall detection: Principles and approaches[J]. Neurocomputing, 2013, 100(JAN.16):144-152.
- [7] 彭小英. 室内环境下老年人异常行为检测系统设计与研究[D].华中科技大学, 2020.
- [8] 叶良, 戚永钊, 施俊侠, 等. 人体摔倒检测技术研究综述[J]. 电子测试, 2020(2):3.
- [9] Bourke A K , Lyons G M . A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor[J]. Medical Engineering & Physics, 2008, 30(1):84-90.
- [10] Fudickar S , Lindemann A , Schnor B . Threshold-based Fall Detection on Smart Phones[C]// International Conference on Health Informatics (HEALTHINF). 2014, 303-309.
- [11] Casilari E , Lvarez-Marco M , F García-Lagos. A Study of the Use of Gyroscope Measurements in Wearable Fall Detection Systems[J]. Symmetry, 2020, 12(4):649.
- [12] Ji Z , He S , Zhou Z , et al. Design of Wearable Fall Detection Alarm Insole[C]// 2021 13th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA). 2021, 42-45.
- [13] Ngu A H , Metsis V , Coyne S , et al. Personalized Watch-Based Fall Detection Using a Collaborative Edge-Cloud Framework[J]. International Journal of Neural Systems, 2022, 32(12):2250048.
- [14] Collado-Villaverde A , Cobos M , Muñoz P , et al. A Simulator to Support Machine Learning-Based Wearable Fall Detection Systems[J]. Electronics, 2020(11), 9(11): 1831.
- [15] Yun L . A Microphone Array System for Automatic Fall Detection[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(5):1291-1301.
- [16] Liu Z , Yang M , Yuan Y , et al. Fall Detection and Personnel Tracking System Using Infrared Array Sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, PP(99):1-1.
- [17] Jin F , Sengupta A , Cao S . mmFall: Fall Detection Using 4-D mmWave Radar and a Hybrid Variational RNN AutoEncoder[J]. IEEE transactions on automation science and engineering: a publication of the IEEE Robotics and Automation Society, 2022(2):19.
- [18] 何密,平钦文,戴然.深度学习融合超宽带雷达图谱的跌倒检测研究[J/OL].雷达学报:1-13[2023-03-23].
- [19] 龚苗苗. 数据驱动的老人跌倒检测与建模技术研究[D].华东师范大学, 2022.
- [20] Lin C Y , Wang S M , Hong J W , et al. Vision-Based Fall Detection through Shape Features[C]// IEEE Second International Conference on

- Multimedia Big Data. IEEE, 2016, pp. 237-240
- [21] Kroputaponchai T , Suvonvorn N . Vision-based Fall Detection and Alert System Suitable for the Elderly and Disabled Peoples[J]. 2022.
- [22] 王鑫,郑晓岩,高焕兵等.基于卷积神经网络和多判别特征的跌倒检测算法[J/OL].计算机辅助设计与图形学学报:1-11[2023-04-11].
- [23] 王萍,陈楠,鲁磊.基于场景先验及注意力引导的跌倒检测算法[J].计算机应用,2023,43(02):529-535.
- [24] Gunale K , Mukherji P . Indoor human fall detection system based on automatic vision using computer vision and machine learning algorithms[J]. Journal of Engineering Science and Technology, 2018, 13(8):2587-2605.
- [25] 张飞,朱建鸿.基于双摄像头的摔倒检测技术[J].计算机系统应用,2020.
- [26] 曹家乐,李亚利,孙汉卿等.基于深度学习的视觉目标检测技术综述[J].中国图象图形学报,2022,27(06):1697-1722.
- [27] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 : 580-587.
- [28] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2014 37(9):1904-16.
- [29] GIRSHICK R. Fast R-CNN[J]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015 : 1440-1448.
- [30] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN : towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2017 39(6):1137-1149.
- [31] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]// Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2016, 779-788.
- [32] Redmon J , Farhadi A . YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2017:6517-6525.
- [33] Redmon J , Farhadi A . YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv e-prints, 2018, abs/1804.02767
- [34] Bochkovskiy A , Wang C Y , Liao H . YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[J]. 2020, abs/2004.10934.
- [35] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S.E., Fu, C., & Berg, A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]// European Conference on Computer Vision, 2015.
- [36] 肖仕昶. 基于计算机视觉的感兴趣人群属性分析系统[D].华南理工大学,2017.
- [37] Romaisa B D , Mourad O , Brahim N , et al. Vision-Based Fall Detection Using Body Geometry[J]. IEEE Access, 2021, 9: 28224-28236.
- [38] 方可,刘蓉,魏驰宇等.复杂场景下的行人跌倒检测算法[J/OL].计算机应用:1-8[2023-04-11].
- [39] 沈国鑫,魏怡,刘力手等.一种面向行人跌倒检测的改进 YOLOv5 算法[J/OL].小型微型计算机系统:1-9[2023-04-11].
- [40] 李红光,王玉峰,杨丽春.基于元学习的小样本遥感图像目标检测[J/OL].北京航空航天大学学报:1-16[2023-04-17].
- [41] 张为威,金彤彤,孙童心等.智能居家养老场景下跌倒检测摄像头的交互设计[J/OL].计算机辅助设计与图形学学报:1-10[2023-04-25].
- [42] 张为威,金彤彤,孙童心等.智能居家养老场景下跌倒检测摄像头的交互设计[J].计算机辅助设计与图形学学报,2023,35(02):238-247.
- [43] 王鑫,刘晓楠,高焕兵等.基于可见光-热红外视觉监控的车间工人跌倒检测算法[J/OL].控制与决策:1-9[2023-04-17].
- [44] 徐世文,王姮,张华,等.一种基于关键点的红外图像人体摔倒检测方法[J].红外技术,2021, 43(10):1003.
- [45] E. Auvinet, C. Rougier, J. Meunier, A. St-Arnaud, J. Rousseau, Multiple cameras fall dataset[R]. Technical report 1350, DIRO - Université de Montréal, July 2010.
- [46] Davide Anguita, Alessandro Ghio, Luca Oneto, Xavier Parra and Jorge L. Reyes-Ortiz. A Public Domain Dataset for Human Activity Recognition

Using Smartphones[C] // The European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning 2013, 437-442

- [47] Kwolek B, Kepski M. Human fall detection on embedded platform using depth maps and wireless accelerometer[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2014, 117(3):489-501.
- [48] Adhikari, Kripesh, Hamid Bouchachia, and Hammadi Nait-Charif. Activity recognition for indoor fall detection using convolutional neural network.[C]//Machine Vision Applications (MVA), 2017 Fifteenth IAPR International Conference on. IEEE, 2017, 81-84.
- [49] Martínez-Villaseñor L, Ponce H, Brieva J, Moya-Albor E, Núñez-Martínez J, Peñafort-Asturiano C. UP-Fall Detection Dataset: A Multimodal Approach[J]. Sensors (Basel). 2019 Apr 28; 19(9): 1988.