

# 面向老年人的跌倒检测方法研究进展及展望

李 凤

四川大学锦江学院电气与电子信息工程学院, 四川 眉山

收稿日期: 2026年3月19日; 录用日期: 2026年4月30日; 发布日期: 2026年5月13日

## 摘 要

跌倒检测是老年人健康监测和安全保障领域的研究热点。随着全球人口老龄化趋势的加剧, 65岁以上老年人中约有三分之一每年至少跌倒一次, 跌倒后若不能及时获得救助可能导致严重后果甚至死亡, 因此开发高效、准确的跌倒检测系统对于保障老年人安全具有重要意义。近年来, 随着计算机视觉、深度学习、传感器技术和雷达技术的快速发展, 跌倒检测技术取得了显著进展, 从传统的基于阈值和规则的方法发展到基于深度学习的智能方法, 从接触式传感器发展到非接触式视觉和雷达系统, 呈现出多样化的发展趋势。本文基于近年来发表的相关研究论文, 对跌倒检测领域的研究进展进行系统综述, 从基于深度学习的视觉检测方法(重点综述基于YOLO系列目标检测算法的跌倒检测方法)、基于雷达的非接触检测方法、基于传感器的检测方法以及多模态融合检测方法等多个角度对现有研究进行分类和总结, 详细分析了各类方法的技术原理、实现方案、性能特点和适用场景, 比较了不同方法的优缺点, 并对跌倒检测领域面临的数据隐私保护、复杂环境适应性、误报率控制等挑战和未来发展趋势进行了展望, 为该领域的进一步研究提供参考。

## 关键词

老年人安全, 跌倒检测, 计算机视觉, 雷达, 传感器

# A Review and Prospect of Fall Detection Methods for the Elderly

Feng Li

School of Electrical and Electronic Information Engineering, Jinjiang College of Sichuan University, Meishan  
Sichuan

Received: March 19, 2026; accepted: April 30, 2026; published: May 13, 2026

## Abstract

Fall detection is a research hotspot in the field of health monitoring and safety assurance for the

elderly. With the intensification of global population aging, approximately one-third of people aged 65 and above fall at least once a year. Failure to obtain timely assistance after a fall may lead to serious consequences or even death. Therefore, the development of efficient and accurate fall detection systems is of great significance for ensuring the safety of the elderly. In recent years, with the rapid development of computer vision, deep learning, sensor technology and radar technology, remarkable progress has been made in fall detection technology. It has evolved from traditional threshold- and rule-based methods to intelligent methods based on deep learning, and from contact sensors to non-contact vision and radar systems, showing a diversified development trend. Based on relevant research papers published in recent years, this paper systematically reviews the research progress in the field of fall detection. It classifies and summarizes existing studies from multiple perspectives, including deep learning-based visual detection methods (focusing on fall detection methods based on the YOLO series of object detection algorithms), radar-based non-contact detection methods, sensor-based detection methods, and multi-modal fusion detection methods. It also analyzes in detail the technical principles, implementation schemes, performance characteristics and applicable scenarios of each type of method, compares the advantages and disadvantages of different methods, and discusses the challenges faced by the field of fall detection, such as data privacy protection, complex environment adaptability, and false alarm rate control, as well as future development trends, providing a reference for further research in this field.

## Keywords

Elderly Safety, Fall Detection, Computer Vision, Radar, Sensors

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着全球人口老龄化趋势的加剧，老年人健康问题日益受到国际社会的广泛关注。根据联合国预测的数据，到 2050 年，65 岁及以上人口将从 2022 年的约 7.27 亿增加到约 15 亿，占总人口的比例将从 9.3% 上升到 16% [1]。在中国，人口老龄化问题尤为突出。根据国家统计局发布的数据，截至 2022 年底，中国 65 岁及以上人口为 1.9 亿人，占总人口的 13.5% [2]，中国已正式进入深度老龄化社会。

跌倒是老年人最常见的意外伤害之一，可能导致严重后果甚至死亡[3]。根据世界卫生组织(WHO)的统计，全球每年约有 68.4 万人因跌倒而死亡[4]。在 65 岁以上的老年人中，约有 28%~35%的人每年至少跌倒一次，而 70 岁以上的老人跌倒的概率会上升到 32%~42% [5]。跌倒不仅会导致骨折、脑震荡等身体伤害，还会对老年人的心理健康产生负面影响，如产生跌倒恐惧、降低活动意愿、增加社会隔离等 [6] [7]。

跌倒后如果不能及时获得救助，可能导致更严重的后果。研究表明，老年人跌倒后如果能在 1 小时内获得救助，其生存率将显著提高[8]。因此，开发高效、准确的跌倒检测系统，实现跌倒事件的及时检测和报警，对于保障老年人安全、降低跌倒死亡率具有重要意义。

跌倒检测技术的研究始于 20 世纪 90 年代，经历了从简单到复杂、从单一到多元的发展过程[9]。早期的跌倒检测系统主要基于可穿戴传感器，如加速度计和陀螺仪，通过检测人体运动状态的突变来判断是否发生跌倒。这类方法具有实时性好、计算量小的优点，但需要用户佩戴设备，使用便利性较差，且存在较高的误报率[10]。

随着计算机视觉技术的发展,基于视觉的跌倒检测方法逐渐成为研究热点[11]。这类方法通过分析视频序列中人体的姿态、运动和位置变化来检测跌倒事件,具有非接触、无需佩戴设备的优点[12]。早期的基于视觉的方法主要采用背景减除、光流分析等传统图像处理技术,结合规则或阈值进行跌倒判断。然而,这类方法对光照变化、背景复杂度和遮挡等问题较为敏感,鲁棒性有待提高[13]。

近年来,深度学习技术的快速发展为跌倒检测领域带来了革命性的变化。基于深度学习的跌倒检测方法,特别是基于卷积神经网络(CNN)和目标检测算法的方法,在准确性和鲁棒性方面取得了显著提升[14]。YOLO (You Only Look Once)系列目标检测算法因其高效性和准确性,在跌倒检测领域得到了广泛应用[15]。从YOLOv3到YOLOv5、YOLOv8,再到YOLOv11和YOLOv13,研究者不断改进和优化模型结构,提高了跌倒检测的性能。

除了基于视觉的方法,基于雷达的跌倒检测技术也取得了重要进展。根据工作频段、调制方式等不同,不同雷达的适用范围和检测技术也不同。较常用于跌倒检测的雷达有毫米波雷达[16]、FMCW(调频连续波)雷达[17]和4D成像雷达[18]等。这些雷达能够提供高分辨率的点云数据,结合深度学习算法,实现了对跌倒事件的准确检测。基于雷达的方法具有非接触、保护隐私、不受光照条件影响等优点,在特定应用场景中展现出独特优势[19]。

另外,基于传感器的跌倒检测技术也取得了较大的进展[7],其主要分为可穿戴传感器与非接触式环境传感器两类[9]。可穿戴传感器(如加速度计、陀螺仪)需佩戴在人体腕部、腰部等部位,可实时采集运动姿态数据,通过阈值判断或机器学习算法识别跌倒,响应迅速、精度较高,能精准捕捉个体姿态变化,适合单人重点监护,但存在佩戴负担、易遗忘或不适等问题。非接触式环境传感器(如毫米波雷达、UWB、振动传感器)无需穿戴,通过感知环境中人体运动、振动或信号变化判断跌倒,隐私友好、无佩戴负担,可覆盖多场景与非视距环境,适合居家全域防护,不过易受环境干扰,算法复杂度相对更高。近年来,对于以上检测方式进行融合的多模态跌倒检测方式也越来越受到关注[10]。

## 2. 跌倒检测方法分类

根据检测原理和技术路线的不同,跌倒检测方法可以分为以下几类,如表1所示。

Table 1. Classification and characteristics of fall detection methods

表 1. 跌倒检测方法分类及特点

方法类别	主要技术	优缺点
基于视觉的方法	YOLO 系列、GCN、多层 CNN、骨架与姿态估计等	优点: 非接触、信息丰富; 缺点: 隐私问题、受光照影响
基于雷达的方法	毫米波雷达、FMCW 雷达、4D 成像雷达、UWB 雷达等	优点: 保护隐私、全天候工作; 缺点: 成本较高
基于传感器的方法	加速度计、陀螺仪、MEMS、红外传感器、WiFi 等	优点: 实时性好、成本低; 缺点: 接触式、需佩戴设备
多模态融合方法	视觉 + 雷达 + 传感器融合	优点: 综合利用优势、准确性高; 缺点: 系统复杂

## 3. 基于机器视觉的深度学习跌倒检测方法

深度学习技术在跌倒检测领域得到了广泛应用,特别是基于卷积神经网络(CNN)和目标检测算法的方法。这类方法通过分析视频序列中的图像信息,利用深度学习模型自动提取特征并进行分类或检测,具有准确性高、鲁棒性好的优点。根据技术路线的不同,基于深度学习的视觉跌倒检测方法可以分为基于目标检测的方法、基于姿态估计的方法、基于时序分析的方法等。

### 3.1. 基于 YOLO 系列目标检测算法的方法

YOLO (You Only Look Once)是一种单阶段目标检测算法,因其高效性和准确性在跌倒检测领域得到了广泛应用。YOLO 系列算法将目标检测问题转化为回归问题,通过单个神经网络直接从输入图像中预测目标的位置和类别,具有检测速度快的优点[3] [4] [20]-[36]。

基于 YOLO 系列算法提出了改进的跌倒检测算法,引入了不同的特征提取模块、注意力机制和损失函数等,旨在提高复杂场景下跌倒检测的准确性,降低误报率。Shi H 等人[3]提出融合改进 YOLOv8 与 BAM-HRNet 的跌倒检测算法,通过轻量化网络与注意力机制提升人体定位及关键点提取精度,结合多维度判断依据与语音询问机制,在遮挡场景表现优异。Wu S 等人[4]针对 heritage 画廊等公共空间,提出轻量化可解释的 YOLOv11-SEFA 跌倒检测系统,低光环境表现稳定,适配复杂光照与遮挡场景,为智能公共空间安全监测提供实用方案。Wang H 等人[20]提出了一种基于 YOLOv5 的轻量化跌倒检测模型 LFD-YOLO,旨在平衡检测精度与计算复杂度,适用于资源受限的边缘设备。Zaghden N 等人[24]该研究提出融合 YOLOv8、Faster R-CNN 与 GANs 的跌倒检测模型,通过多种注意力机制提升性能, Xilinx Kria K26 部署下每帧推理仅 43 ms,兼顾精度与实时性,为医疗场景提供可靠方案。Hwang H 等人[26]提出了一种基于 YOLOv9 的跌倒检测网络 FD-YOLO,通过整合 Swin Transformer 模块和基于 CBAM 的全局注意力模块(GAM),增强了特征提取能力,能更有效学习身体姿态和地面交互信息。Ren H 等人[36]针对复杂环境下跌倒检测的遮挡、低光等问题,提出基于 YOLOv8n 的 BMR-YOLO 模型,兼顾精度与轻量化,在复杂场景中表现优于主流 YOLO 模型。Sanjalawe Y 等人[37]提出 HyperFallNet 实时跌倒检测框架,基于 YOLOv13,融合 HyperACE 超图注意力模块与 FullPAD 特征传播机制,结合轻量化时序建模,兼顾精度与实时性。

### 3.2. 基于骨架和姿态估计的方法

基于骨架的跌倒检测方法通过分析人体骨架关键点的运动轨迹来判断是否发生跌倒,这类方法具有对光照变化和背景干扰不敏感的优点。

Kong V 等人[1]研究提出 PIFR 两阶段跌倒检测方法,提取 17 个人体关键点,进而提取质心、躯干角等 9 类几何特征,训练 SVM 分类器区分站立与躺卧姿态,结合时序验证逻辑判断跌倒事件,算法表现优异,兼顾精度与实时性,适用于养老、工业等场景。Yang J 等人[38]提出 SMFDM 多人员跌倒检测模型,针对单人员检测局限与姿态估计置信度低的问题,结合 3D 轻量化 OpenPose、卡尔曼滤波与目标跟踪技术。卡尔曼滤波利用姿态估计置信度优化测量协方差矩阵,降低地标噪声;目标跟踪实现多人员标识,通过标准差分析与多帧累积检测判断跌倒状态。

Zhang X 等人[39]针对跌倒与躺坐类相似行为易混淆、下采样丢失细节的问题,提出融合时空标注注意力机制的高分辨率网络跌倒检测方法,通过 3D 卷积与伪 3D 基本块构建 HRST 模块,并行多分辨率子网实现时空特征提取;设计 STCA 机制,经三维全局池化与特征融合捕捉关键骨骼点时空关系,该算法灵敏度与特异性表现优异,有效区分相似行为,提升检测精度。

汤发源等人[40]提出基于轻量级 OpenPose 与 MLP 的跌倒检测方法,通过优化 OpenPose 网络检测人体关键点,经标准化处理后,结合部分关键点边界框纵横比构建特征向量,输入三层 MLP 分类。

陈明祥等人[41]设计基于人体稳定性的实时跌倒检测系统,通过惯性动作捕捉设备采集 15 个人体环节质心数据,建立质心位置投影与动态稳定区域的静态判据,结合遗传算法优化的质心相关参数加权动态判据,融入瞬时加速度方向构建综合判据。

孟彩霞等人[42]提出 DSC-OpenPose 跌倒检测算法,借鉴 DenseNet 稠密连接实现特征复用减参,加入坐标注意力机制提升姿态估计精度。结合人体外椭圆参数、头部及下肢高度构建特征,经 MLP 分类,

模型轻量化适配嵌入式设备，具有较高的检测准确率和检测速度。

### 3.3. 基于其他深度学习算法的方法

除以上算法外，国内外研究人员还探索了多种基于机器视觉的深度学习算法的老人跌倒检测技术。深度学习算法用于图像处理跌倒检测具有显著优势：其一，能自动提取多维度特征(如人体姿态、时空动态、边缘轮廓)，无需人工设计特征，适配光照变化、遮挡等复杂场景；其二，通过 CNN、GCN 等模型精准建模人体动作模式，有效区分跌倒与躺坐、弯腰等相似行为，降低误检率；其三，可端到端训练优化，兼顾实时性与检测精度，适配监控视频、红外图像等多数据源；其四，泛化能力强，经多场景数据集训练后，能适应居家、户外、养老院等不同应用环境；其五，支持多目标检测，可同时监测多人跌倒情况，满足实际场景需求，为老年人安全提供可靠保障。

Sahni S 等人[5]针对老年人跌倒检测，提出融合通道注意力的 CNN 与时间注意力的 BiLSTM 的集成模型，解决传统模型特征提取不足、泛化性差问题。叶永雪等人[8]提出基于可移动机器人的跌倒检测模型，通过双上位机采集 NAO 机器人多姿态数据集，融合方向直方图与灰度共生矩阵双特征，构建 SVM 检测模型。模型移植于 ROS 移动机器人，解决固定摄像头拍摄死区问题，实用性较强。

Abdellatef E [43]提出 HARCNN 模型用于人体活动识别(HAR)，以解决传感器数据噪声等问题。模型含 10 个卷积块(ConvBlk)，通过深度拼接融合特定块特征，经最大化池化层处理，采用 SGD 和 ADAM 优化器，该算法具备强鲁棒性与适应性，可部署于医疗、智能家居等场景，为 HAR 提供高效解决方案。

王世刚等人[44]提出结合 OpenPose 与改进 ST-GCN 的跌倒检测算法，引入自适应图卷积模块动态调整拓扑结构，加入时空通道注意力机制提升特征提取能力。

魏嘉雪等人[45]提出改进 TCN 跌倒检测算法，借鉴 ResNet 恒等映射改进残差结构，采用 Leaky ReLU 激活函数避免神经元坏死，以全局平均池化层替代全连接层防过拟合。

梁睿衍等人[46]提出 RPEpose+XJ-GCN 轻量化跌倒检测框架，RPEpose 采用相对位置编码提升关节点检测精度，XJ-GCN 引入交叉关节注意力机制优化分区策略。

## 4. 基于雷达的跌倒检测方法

雷达技术作为一种非接触式检测方法，在跌倒检测领域具有独特优势，特别是在保护用户隐私和适应不同光照条件方面，因为雷达数据不包含可视的人脸和身体细节信息。与基于视觉的方法相比，基于雷达的方法不受光照条件影响，可全天候工作，且能够穿透一定障碍物，适应复杂环境。此外，某些种类的雷达(如 4D 成像)提供的丰富信息有助于更准确地判断跌倒事件。因此，基于雷达的跌倒检测方法具有以下优势：

- (1) 非接触式检测，保护用户隐私。
- (2) 不受光照条件影响，可全天候工作。
- (3) 能够穿透一定障碍物，适应复杂环境。
- (4) 可以提供距离、速度和角度等多维信息。

### 4.1. 毫米波雷达方法

毫米波雷达是工作在 30~300 GHz 频段的非接触探测传感器，通过回波精准获取目标距离、速度与姿态信息，具备厘米级精度、强穿透性与抗干扰能力。用于跌倒检测时，无需穿戴、不采集图像，隐私友好；不受光线、遮挡影响，全天候稳定；可精准识别跌倒姿态，误报率低，适配居家养老、康养等场景，安全无感守护。

刘树博等人[2]提出基于毫米波雷达与情感神经网络的室内跌倒检测算法,经环境杂波滤除后,通过参考质心聚类与躯干特征算法获取人物质心状态向量,再由 CRBENN 推断跌倒。

Meng C 等人[16]提出了一种适用于室内环境的基于 SISO 毫米波雷达的跌倒检测系统,兼具步态识别功能。

## 4.2. 4D 成像雷达方法

4D 成像雷达是近年来发展起来的一种新型雷达技术,能够提供距离、速度、水平角度和垂直角度四个维度的信息,生成高分辨率的三维点云。与传统的毫米波雷达相比,4D 成像雷达具有更高的角度分辨率和更丰富的目标信息[16]。

Ahn 等人[18]提出基于 4D 成像雷达与 CNN 模型的非接触式跌倒检测系统,规避可穿戴设备不适与摄像头隐私问题,通过雷达获取点云数据,经零填充、k-means 聚类预处理后,由 CNN 模型分类站立、坐姿、躺卧姿态,结合身高最大值及速度变化的规则算法区分跌倒与缓慢躺卧,跌倒检测准确率高,且系统配备网页仪表盘与 Unity 虚拟化身可视化功能,支持实时监控与警报,适用于老年独居场景。

## 4.3. UWB 雷达方法

UWB (Ultra-Wide Band, 超宽带)雷达是一种使用极宽频带(通常大于 500 MHz)的雷达技术,具有极高的时间分辨率和距离分辨率。UWB 雷达在跌倒检测中的应用主要基于其高精度的测距能力。

王冬子等人[47]提出基于商用 IR-UWB 设备的 UWFall 系统,通过识别跌倒引发的环境振动特征实现超感知范围跌倒检测,实验表明其识别准确率超 90%,7 m 外及非视距场景下仍保持高鲁棒性

范玉洁等人[48]针对 UWB 与毫米波雷达单一技术在室内定位的缺陷,研究二者融合的高精度定位系统,新增跌倒检测功能,提出时钟同步、滤波及跌倒检测算法,实现了多功能室内轨迹实时跟踪系统并验证其有效性。

## 5. 基于传感器的跌倒检测方法

传感器技术在医疗保健、辅助生活及行动障碍人群的生活质量与安全保障领域取得了巨大进展[49],基于传感器的跌倒检测方法是最早发展的跌倒检测技术之一,主要包括可穿戴传感器和环境传感器两种方式。这类方法通过检测人体运动状态或环境变化来判断是否发生跌倒,具有实时性好、计算量小的优点[9]。

### 5.1. 可穿戴传感器方法

可穿戴传感器通常包括加速度计、陀螺仪、磁力计、气压计以及一些新型柔性可穿戴材料制成的特殊传感器等,可以直接测量人体的运动和姿态变化。当人体发生跌倒时,加速度计会检测到加速度的剧烈变化,陀螺仪会检测到角速度的突变,气压计会检测到高度的快速变化,柔性材料会检测到人体更多体征信息的精细变化。通过分析这些传感器数据的变化模式,可以判断是否发生跌倒[50]。

Tu Y C 等人[6]针对腕戴式跌倒检测系统的数据稀缺与类别不平衡问题,对比五种数据增强方法,发现去噪扩散概率模型(DDPM)表现最优,能有效提升模型泛化能力,为该类系统提供实用方案。

Araya D 等人[51]提出了一个用于跌倒检测传感器融合的多模态数据集。该数据集整合了多种传感器数据,包括加速度计、陀螺仪、磁力计、摄像头和深度传感器等,为研究和比较不同传感器融合方法提供了基准。

Debnath M 等人[52]针对可穿戴跌倒检测中真实数据稀缺问题,提出三种合成数据生成方法:传统时间序列增强(抖动、幅度扭曲、旋转)、基于去噪扩散概率模型(DDPM)的生成式 AI 方法、基于视频姿态估

计的提取方法，同时验证了合成数据对提升跌倒检测模型鲁棒性与实用性的价值，同时指出需优化个体适配性、多传感器融合等局限性。

Ngu A 等人[53]针对真实跌倒数据稀缺问题，探索 LLM 与扩散模型生成合成数据用于可穿戴跌倒检测，对比不同模型生成数据的真实性与对检测性能的提升，开展消融实验分析数据集特性、提示策略等影响

Tseng C K 等人[54]针对户外场景下跌倒检测的定位缺失与低功耗需求，开发了一款可穿戴跌倒检测系统，集成 IMU、GPS 与 NB-IoT 模块，采用低复杂度 FSM 算法区分 4 类跌倒与 8 类日常活动。

## 5.2. 环境传感器方法

环境传感器包括压力传感器、红外传感器、声音传感器和 wifi 等，可以监测环境中的变化来检测跌倒事件。环境传感器最大的优点是非接触式，不需要老年人佩戴额外的设备，同时具有一定的隐私保护性，不会涉及过多的人脸等身份识别信息，适合部署于医院、养老院、社区等老年人活动场所[55]。

Hanada E [49]提出一种基于低分辨率红外阵列传感器的跌倒检测方法，以非侵入式方式保护隐私，系统成本低、实时性强，为养老健康监测提供实用方案，同时指出需优化环境适应性、个体校准等局限性。

曾钰婷等人[56]提出基于 CSI 与小样本学习的场景鲁棒性跌倒检测系统 FDFL，以解决传统 Wi-Fi 跌倒检测跨场景性能退化、样本需求大的问题。

王鑫等人[57]提出车间工人跌倒检测算法，融合可见光 - 热红外图像，经自适应滤波降噪，通过改进轻量化网络 + 时间帧合并与位姿残差模块提取特征，结合人体轴线倾角等时空特征判别。

## 6. 多模态融合检测方法

为了克服单一检测方法的局限性，研究者提出了多模态融合的跌倒检测方法。这类方法通过融合来自不同传感器或不同技术的数据，综合利用各方法的优势，提高了跌倒检测的准确性和鲁棒性[51]。

### 6.1. 多传感器融合

多传感器融合采用惯性传感器、压力传感器、微震动传感器与环境传感器等设备，协同采集老年人运动姿态、步态压力、身体微动等信息。相比单一传感器易受干扰、误判率高的问题，融合后能综合判断加速度、角速度、足底压力变化与姿态角度，有效区分跌倒与弯腰、坐下等日常动作，大幅降低误报漏报。同时无摄像头、雷达，隐私性更强，部署灵活，可全天候稳定监测，及时识别跌倒并发出预警，更适合居家养老场景。

Gorce 等人[55]系统性综述评估了老年人跌倒检测系统在环境辅助生活(AAL)和智能家居中的性能。通过对 80 项研究的分析发现，混合解决方案(可穿戴与非可穿戴传感器结合)和深度学习方法在准确率、灵敏度等五个参数上表现最佳，分别达到 94.6%和 93.7%的平均准确率。

孙巍伟等人[58]研究开发基于 ESP32 的多传感融合跌倒监测系统，集成足底压力、MPU6050 及手机传感器，采用云边协同策略：本地多级阈值快速判别，云端改进 SSA-LSTM-Transformer 精准验证。

刘晓楠[59]针对工厂车间提出一种可见光 - 热红外多模态融合的图像采集方法，融合环境光强对两种模态图像提出一种基于改进 Open Pose 的时 - 空域跌倒判别模型。

### 6.2. 多摄像头融合

多摄像头融合可从多角度捕捉人体动作，突破单摄像头视角局限，有效解决遮挡、角度偏差问题。通过多视角数据互补与决策融合，降低光照、姿态变化带来的误报漏报，提升复杂居家场景下跌倒检测的精准度与鲁棒性，且部署灵活适配不同空间。但需注意的是，多摄像头融合可能带来部署成本高、算

力成本提升、维护难度大等问题。

魏振钢等人[60]针对独居老人跌倒检测问题,提出多摄像头监控下的两级视觉检测算法,经前景提取后先通过矩形宽高比粗筛跌倒行为,再用椭圆形态分析细检,结合多摄像头投票机制,改进背景更新策略,实验表明算法检测效果优且计算复杂度较低。

蔡敏雅[61]设计了含数据采集、行为分析和远程报警的老年人异常行为检测系统,支持四种部署模式。通过 YOLOv5s 结合扩展卡尔曼滤波跟踪器检测人体,经模糊逻辑系统实现较高准确率的跌倒检测。

### 6.3. 机器视觉与传感器融合

视觉与传感器融合的方法结合了视觉方法的高准确性和传感器方法的实时性优势。具体实现方式包括:

(1) 决策级融合:视觉模块和传感器模块分别进行跌倒检测,然后融合两个模块的检测结果。例如,可以采用投票机制,当两个模块都检测到跌倒时才判定为跌倒事件,以降低误报率。

(2) 特征级融合:提取视觉特征和传感器特征,然后将这些特征融合后输入到分类器中进行跌倒检测。这种方法可以充分利用不同模态的互补信息。

张茜茜[62]围绕独居老人跌倒检测,搭建多传感器系统并构建数据集,提出注意力机制与 Bi-LSTM 结合的方法,融合可穿戴传感器与深度相机多维度数据,得到了较高的准确率和运动模式识别率。

林峰[63]针对现有跌倒检测方案的不足,融合 WiFi 与视频构建跨模态检测系统,提出 Dresnet 神经网络,结合金字塔空洞卷积和残差网络,以视频提取的人体骨架监督 WiFi 信号训练,实现仅通过 WiFi 信号预测人体姿态,经 SVM 分类判断跌倒,实验显示其跌倒检测准确率达 92.9%,且计算效率更优。

### 6.4. 机器视觉与雷达融合

机器视觉与雷达结合可互补短板:视觉精准捕捉人体姿态细节,雷达抗光照、遮挡干扰,适配全天候场景。双模态融合既保留视觉高辨识度优势,又借助雷达三维空间感知能力,减少误报漏报,提升复杂居家环境下检测的鲁棒性与精准度,兼顾非接触式监测的便捷性与可靠性。

文献[37]提出了基于信息融合的跌倒检测方法,通过融合雷达和视觉数据,实现了更可靠的跌倒检测。在光照条件良好时,系统主要依赖视觉信息进行跌倒检测;在光照条件较差或隐私要求较高的场景下,系统主要依赖雷达信息。这种自适应融合策略提高了系统在不同场景下的适用性。

郭夏迪[64]针对单一传感器跌倒检测的局限,提出双模态门控特征融合方法。通过毫米波雷达提取时间-距离与微多普勒融合特征,摄像头提取视觉特征,经门控模块动态加权整合后分类。实验表明,该方法优于单一模态及其他融合方式,提升了检测性能。

## 7. 挑战与展望

### 7.1. 当前面临的挑战

尽管跌倒检测技术取得了显著进展,但仍面临以下挑战:

#### (1) 数据隐私保护

基于视觉的跌倒检测系统需要采集视频数据,可能涉及用户隐私问题。如何在保证检测性能的同时保护用户隐私,是一个重要的研究课题。基于雷达的方法在这方面具有优势[18],但视觉方法在信息丰富性方面更具优势。未来的研究需要探索隐私保护的视觉处理技术,如边缘计算、联邦学习等[4]。

#### (2) 复杂环境适应性

现有跌倒检测系统在受控环境下表现良好,但在复杂真实环境中的性能仍有待提高。光照变化、背景、

遮挡、多人场景等因素都会影响检测性能。针对复杂环境的一些方法取得了一定进展，但仍有改进空间。

### (3) 误报率控制

误报是跌倒检测系统面临的一个重要问题。过高的误报率会导致用户信任度下降，甚至产生“狼来了”效应。区分跌倒与其他类似动作(如坐下、躺下、弯腰等)仍然是一个挑战，未来的研究需要设计更精细的特征和更智能的分类算法[38]。

### (4) 实时性与准确性的平衡

在实际应用中，跌倒检测系统需要在实时性和准确性之间取得平衡。过于复杂的模型可能无法在资源受限的设备上实时运行，而过于简单的模型可能无法保证检测准确性。LFD-YOLO 等轻量化模型在这方面做出了探索[20]，但仍需进一步优化。

### (5) 多场景泛化能力

现有跌倒检测模型通常在特定数据集上训练，在跨场景应用时性能可能下降。如何提高模型的泛化能力，使其能够适应不同的应用场景，是一个重要的研究方向[14]。

### (6) 数据标注成本

基于深度学习的跌倒检测方法需要大量标注数据进行训练。然而，跌倒数据的收集和标注成本较高，且涉及隐私问题。未来的研究需要探索弱监督、半监督和自监督学习方法，降低对标注数据的依赖[53]。

## 7.2. 未来发展方向

### (1) 多模态融合

结合视觉、雷达、传感器等多种数据源的多模态融合方法将是未来发展的重要方向。通过融合不同模态的互补信息，可以提高检测的准确性和鲁棒性。

### (2) 边缘计算部署

将跌倒检测模型部署到边缘设备上，可以实现本地实时检测，减少数据传输延迟和隐私风险。YOLOv11-SEFA 和 LFD-YOLO 等研究在这方面进行了探索[4] [20]。未来的研究需要探索模型压缩、量化和剪枝等技术，实现高效边缘部署。

### (3) 联邦学习

联邦学习可以在保护隐私的同时聚合多源数据，提升模型泛化性与准确率，适配不同人群(尤其老年人)。各家庭或养老机构作为客户端，本地训练仅上传模型参数，不共享原始数据，避免隐私泄露；通过参数聚合突破数据孤岛，融合多场景数据，无需集中收集敏感数据，平衡数据价值与隐私安全，因此，联邦学习用于老年人跌倒检测可以较大程度解决数据孤岛与隐私问题[65]。

### (4) 可解释性

提高模型的可解释性，使检测决策过程更加透明，有助于提高用户信任度和系统可接受度。YOLOv11-SEFA 引入了可解释性模块[4]，是这一方向的代表性工作。

### (5) 主动预防

从检测跌倒向预测和预防跌倒发展是未来的重要方向。通过分析老年人的步态、平衡能力等指标，可以预测跌倒风险并采取预防措施[43]。

### (6) 智能化与个性化

未来的跌倒检测系统将更加智能化和个性化，能够根据用户的行为习惯和健康状况进行自适应调整，提供更精准的服务[54]。

### (7) 与智能家居和养老系统集成

跌倒检测系统将更多地与智能家居和养老系统集成，形成完整的老年人照护生态系统。通过与其他

设备和服务的联动, 可以提供更全面的老年人安全保障[43]。

## 8. 结论

本文对老年人跌倒检测系统及其检测方法的研究进展进行了系统综述。从综述结果可以看出, 跌倒检测技术已经从早期的基于阈值和规则的简单方法, 发展到基于深度学习和多模态融合的智能方法。

在基于深度学习的视觉检测方法方面, 基于 YOLO 系列目标检测算法的研究取得了显著进展。从 YOLOv5 到 YOLOv8, 再到 YOLOv11 和 YOLOv13, 研究者不断改进模型结构, 引入注意力机制、特征融合优化等技术, 提高了跌倒检测的准确性和实时性。混合检测方法结合了目标检测和姿态估计的优势, 在多人场景和复杂背景下表现出色。

在基于雷达的检测方法方面, FMCW 雷达和 4D 成像雷达在跌倒检测中展现出独特优势。基于雷达的方法具有非接触、保护隐私、不受光照条件影响等优点, 在特定应用场景中具有重要价值。

在基于传感器的检测方法方面, 可穿戴传感器和环境传感器各有优势。可穿戴传感器实时性好, 但需要用户佩戴设备; 环境传感器无需用户配合, 但部署成本较高。

在多模态融合检测方法方面, 融合视觉、雷达和传感器等多种数据源的方法能够综合利用各方法的优势, 提高检测的准确性和鲁棒性, 是未来发展的重要方向。

尽管跌倒检测技术取得了显著进展, 但仍面临数据隐私保护、复杂环境适应性、误报率控制、实时性与准确性的平衡、多场景泛化能力等挑战。未来的研究应关注多模态融合、边缘计算部署、联邦学习、可解释性和主动预防等方向, 以推动跌倒检测技术在实际应用中的广泛部署。

随着人口老龄化趋势的加剧和技术的不断进步, 跌倒检测技术将在老年人健康监护和安全保障中发挥越来越重要的作用。我们期待未来能够出现更加准确、可靠、易用和隐私保护的跌倒检测系统, 为老年人的安全和生活质量提供更好的保障。

## 基金项目

四川大学锦江学院青年教师科研基金项目(QNJJ-2025-B16)。

## 参考文献

- [1] Kong, V., Soeng, S., Thon, M., Cho, W., Nayyar, A. and Kim, T. (2025) PIFR: A Novel Approach for Analyzing Pose Angle-Based Human Activity to Automate Fall Detection in Videos. *PLOS ONE*, **20**, e0325253. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0325253>
- [2] 刘树博, 赖招宇, 罗先喜, 等. 基于毫米波雷达与情感神经网络的室内人员跌倒检测算法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2023, 18(3): 203-212.
- [3] Shi, H., Wang, X. and Shi, J. (2025) Fall Detection Algorithm Using Enhanced HRNet Combined with YOLO. *Sensors*, **25**, Article 4128. <https://doi.org/10.3390/s25134128>
- [4] Wu, S., Yang, H., Hu, Y., Ji, X. and Cheng, S. (2026) Interpretable and Lightweight Fall Detection in a Heritage Gallery Using YOLOv11-SEFA for Edge Deployment. *Scientific Reports*, **16**, Article No. 7795. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-39527-y>
- [5] Sahni, S., Jain, S. and Saritha, S.K. (2025) A Novel Ensemble Model for Fall Detection: Leveraging CNN and BiLSTM with Channel and Temporal Attention. *Automatika*, **66**, 103-116. <https://doi.org/10.1080/00051144.2025.2450553>
- [6] Tu, Y.C., Lin, C.Y., Liu, C.P., et al. (2025) Performance Analysis of Data Augmentation Approaches for Improving Wrist-Based Fall Detection System. *Sensors*, **25**, Article 2168. <https://doi.org/10.3390/s25072168>
- [7] 宋炜, 周辰, 潘巨龙. 基于结构重参数化的老人跌倒检测算法研究[J]. 传感技术学报, 2010, 38(10): 1793-1799.
- [8] 叶永雪, 马鸿雁. 基于特征融合的机器人视觉跌倒检测研究[J]. 计算机应用与软件, 2024, 41(12): 69-76.
- [9] Rassekh, E. and Snidaro, L. (2025) Survey on Data Fusion Approaches for Fall-Detection. *Information Fusion*, **114**,

Article 102696. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102696>

- [10] Ishaq, M., Guastella, D.C., Sutera, G. and Muscato, G. (2026) A Systematic Review of Fall Detection and Prediction Technologies for Older Adults: An Analysis of Sensor Modalities and Computational Models. *Applied Sciences*, **16**, Article 1929. <https://doi.org/10.3390/app16041929>
- [11] Hrubý, D., Hrubá, E. and Černý, M. (2026) Research of Fall Detection and Fall Prevention Technologies: A Review. *Sensors*, **26**, Article 1192. <https://doi.org/10.3390/s26041192>
- [12] Inturi, A.R., Manikandan, V.M. and Hu, Y. (2025) Technical Insights into Vision-Based Fall Detection Systems: Performances, Challenges, and Constraints. *AI & SOCIETY*, **40**, 6683-6695. <https://doi.org/10.1007/s00146-025-02395-7>
- [13] Flor-Unda, O., Arcos-Reina, R., Estrella-Cacedo, C., Toapanta, C., Villao, F., Palacios-Cabrera, H., *et al.* (2025) A Comparative Overview of Technological Advances in Fall Detection Systems for Elderly People. *Sensors*, **25**, Article 7423. <https://doi.org/10.3390/s25247423>
- [14] Gattani, A., Dixit, S., Patil, M., Gupta, M., Navghane, A., Hule, O., *et al.* (2026) Artificial Intelligence for Fall Detection in Older Adults: A Comprehensive Survey of Machine Learning, Deep Learning Approaches, and Future Directions. *Ageing Research Reviews*, **113**, Article 102948. <https://doi.org/10.1016/j.arr.2025.102948>
- [15] Khekan, A.R., Aghdasi, H.S. and Salehpour, P. (2025) The Impact of YOLO Algorithms within Fall Detection Application: A Review. *IEEE Access*, **13**, 6793-6809. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3496823>
- [16] Meng, C.Z., He, C.M., Wang, D.Q., *et al.* (2025) GR-Fall: A Fall Detection System with Gait Recognition for Indoor Environments Using SISO Mmwave Radar. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, **9**, 1-26. <https://doi.org/10.1145/3749471>
- [17] Tan, J.F., Yosef Suratman, F. and Istiqomah, (2025) Real-time Fall Detection with Hybrid CNN-LSTM Using IWR6843AOP FMCW Radar. *IEEE Access*, **13**, 175179-175189. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3605387>
- [18] Ahn, S., Choi, M., Lee, J., Kim, J. and Chung, S. (2025) Non-Contact Fall Detection System Using 4D Imaging Radar for Elderly Safety Based on a CNN Model. *Sensors*, **25**, Article 3452. <https://doi.org/10.3390/s25113452>
- [19] Cho, H., Kang, S., Sim, Y., Lee, S. and Jung, Y. (2025) Fall Detection Based on Continuous Wave Radar Sensor Using Binarized Neural Networks. *Applied Sciences*, **15**, Article 546. <https://doi.org/10.3390/app15020546>
- [20] Wang, H., Xu, S., Chen, Y. and Su, C. (2025) LFD-YOLO: A Lightweight Fall Detection Network with Enhanced Feature Extraction and Fusion. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 5069. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-89214-7>
- [21] Liu, L., Sun, Y., Li, Y. and Liu, Y. (2025) A Hybrid Human Fall Detection Method Based on Modified YOLOv8s and Alphapose. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 2636. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-86429-6>
- [22] Yu, X., Wang, C., Wu, W. and Xiong, S. (2025) A Real-Time Skeleton-Based Fall Detection Algorithm Based on Temporal Convolutional Networks and Transformer Encoder. *Pervasive and Mobile Computing*, **107**, Article 102016. <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2025.102016>
- [23] Priadana, A., Nguyen, D., Vo, X., Choi, J., Ashraf, R. and Jo, K. (2025) HFD-YOLO: Improved YOLO Network Using Efficient Attention Modules for Real-Time One-Stage Human Fall Detection. *IEEE Access*, **13**, 41248-41258. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3547360>
- [24] Zaghden, N., Ibrahim, E., Safaldin, M. and Mejdoub, M. (2025) Integrating Attention Mechanisms in YOLOv8 for Improved Fall Detection Performance. *Computers, Materials & Continua*, **83**, 1117-1147. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.061948>
- [25] Huang, X., Li, X., Yuan, L., Jiang, Z., Jin, H., Wu, W., *et al.* (2025) SDES-YOLO: A High-Precision and Lightweight Model for Fall Detection in Complex Environments. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 2026. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-86593-9>
- [26] Hwang, H., Kim, D. and Kim, H. (2025) FD-YOLO: A YOLO Network Optimized for Fall Detection. *Applied Sciences*, **15**, Article 453. <https://doi.org/10.3390/app15010453>
- [27] 朱胜豪, 钱承山, 阚希. 改进 YOLOv5 的高精度跌倒检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(11): 105-114.
- [28] 郭莉, 张雪松, 李萌萌, 等. 改进 YOLOv10 的复杂场景人体跌倒检测方法[J]. 电子测量技术, 2026, 49(3): 204-212.
- [29] 王小鹏, 石欢. 改进型 YOLOv8 融合关键点的跌倒检测算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2024, 51(5): 149-164.
- [30] 王新, 杨秀梅. 基于 YOLOv5s 和改进质心跟踪的人员跌倒检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 172-178.
- [31] 宋杰, 徐慧英, 朱信忠, 等. 基于 YOLOv8 改进的跌倒检测算法: OEF-YOLO [J]. 计算机工程, 2025, 51(7): 127-139.
- [32] 陈晨, 徐慧英, 朱信忠, 等. 基于 YOLOv8 改进的室内行人跌倒检测算法 FDW-YOLO [J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(8): 1455-1465.

- [33] 尹姣, 罗先喜, 刘树博. 基于 YOLOv11n 改进的跌倒检测算法[J]. 科学技术与工程, 2026, 26(4): 1586-1594.
- [34] 刘韵婷, 刘欣然, 肖培宇, 等. 基于改进 YOLOv8 室内老人跌倒检测算法研究[J/OL]. 电子测量与仪器学报, 1-14. <https://link.cnki.net/urlid/11.2488.TN.20260112.1636.007>, 2026-03-19.
- [35] 李彬彬, 张超, 覃涛, 等. 面向光伏电站建设的移动端人体跌倒检测方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2026, 60(3): 546-555.
- [36] Ren, H. and Lan, P. (2025) BMR-YOLO: A Deep Learning Approach for Fall Detection in Complex Environments. *PLOS ONE*, **20**, e0335992. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0335992>
- [37] Sanjalawe, Y., Naser Makhadmeh, S., Almiani, M. and Al-E'Mari, S. (2025) Hyperfallnet: Human Fall Detection in Real-Time Using YOLOv13 with Hypergraph-Enhanced Correlation Learning. *IEEE Access*, **13**, 177111-177126. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3620430>
- [38] Yang, J., Jin, Y.J. and Kim, R.Y.C. (2025) Multi-Person Fall Detection Using Data Assimilation Method with Kalman Filter. *IEEE Access*, **13**, 104692-104705. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3578683>
- [39] Zhang, X., Xie, Q., Sun, W. and Wang, T. (2025) Fall Detection Method Based on Spatio-Temporal Coordinate Attention for High-Resolution Networks. *Complex & Intelligent Systems*, **11**, Article No. 1. <https://doi.org/10.1007/s40747-024-01660-4>
- [40] 汤发源, 赵永兴, 刘晓亮, 等. 基于骨架特征的人体跌倒检测[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(3): 115-119+124.
- [41] 陈明祥, 王钰, 刘环宇, 等. 基于人体稳定性的实时跌倒检测系统[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(6): 17-20.
- [42] 孟彩霞, 薛洪秋, 石磊, 等. 融合注意力机制的 Open Pose 人体跌倒检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2024, 36(12): 2040-2050.
- [43] Abdellatef, E., Al-Makhlaw, R.M. and Shalaby, W.A. (2025) Detection of Human Activities Using Multi-Layer Convolutional Neural Network. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 7004. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-90307-6>
- [44] 王世刚, 邓珍妮, 饶淼淼. 改进 ST-GCN 的人体跌倒检测[J]. 计算机系统应用, 2025, 34(8): 159-168.
- [45] 魏嘉雪, 高冠东, 滕桂法. 改进 TCN 算法在人体跌倒检测中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(9): 2859-2866.
- [46] 梁睿衍, 杨慧. 基于 RPEpose 和 XJ-GCN 的轻量级跌倒检测算法框架[J]. 计算机应用, 2024, 44(11): 3639-3646.
- [47] 王冬子, 郭政鑫, 桂林卿, 等. 基于环境振动的 IR-UWB 超感知范围人体跌倒检测方法[J]. 计算机研究与发展, 2024, 61(11): 2721-2738.
- [48] 范玉洁. 基于 UWB 与毫米波雷达技术融合的高精度可扩展室内定位技术研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 西南大学, 2024.
- [49] Newaz, N.T. and Hanada, E. (2025) An Approach to Fall Detection Using Statistical Distributions of Thermal Signatures Obtained by a Stand-Alone Low-Resolution IR Array Sensor Device. *Sensors*, **25**, Article 504. <https://doi.org/10.3390/s25020504>
- [50] Villa, M. and Casilari, E. (2025) Energy-Efficient Fall-Detection System Using Lora and Hybrid Algorithms. *Biomimetics*, **10**, Article 313. <https://doi.org/10.3390/biomimetics10050313>
- [51] Taramasco, C., Pineiro, M., Ormeño-Arriagada, P., Robles, D. and Araya, D. (2025) Multimodal Dataset for Sensor Fusion in Fall Detection. *PeerJ*, **13**, e19004. <https://doi.org/10.7717/peerj.19004>
- [52] Debnath, M., Alamgeer, S., Kabir, M.S. and Ngu, A.H. (2025) Enhancing Wearable Fall Detection System via Synthetic Data. *Sensors*, **25**, Article 4639. <https://doi.org/10.3390/s25154639>
- [53] Alamgeer, S., Souissi, Y. and Ngu, A. (2025) AI-Generated Fall Data: Assessing LLMs and Diffusion Model for Wearable Fall Detection. *Sensors*, **25**, Article 5144. <https://doi.org/10.3390/s25165144>
- [54] Tseng, C.K., Huang, S.J. and Kau, L.J. (2025) Wearable Fall Detection System with Real-Time Localization and Notification Capabilities. *Sensors*, **25**, Article 3632. <https://doi.org/10.3390/s25123632>
- [55] Gorce, P. and Jacquier-Bret, J. (2025) Fall Detection in Elderly People: A Systematic Review of Ambient Assisted Living and Smart Home-Related Technology Performance. *Sensors*, **25**, Article 6540. <https://doi.org/10.3390/s25216540>
- [56] 曾钰婷, 毕宿志, 郑莉莉, 等. 基于 CSI 小样本学习的场景鲁棒性跌倒检测系统[J]. 物联网学报, 2023, 7(2): 118-132.
- [57] 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]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1142-1150.
- [58] 孙巍伟, 梁毅玮, 毛亦鹏, 等. 基于多传感信息融合的跌倒监测系统开发[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22): 94-103.
- [59] 刘晓楠. 基于多模态视觉监控的车间工人跌倒检测算法[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2024.

- 
- [60] 魏振钢, 孔勇强, 魏兆强, 等. 基于多摄像头监控的人体跌倒检测算法[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2019, 49(7): 142-148.
- [61] 蔡敏雅. 基于视频的老年人异常行为检测系统[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
- [62] 张茜茜. 基于多模态信息的跌倒检测系统研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2023.
- [63] 林峰. 基于 WiFi 与视频结合的室内人体跌倒检测研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 中南民族大学, 2022.
- [64] 郭夏迪, 曹炳尧. 基于双模态门控特征融合的跌倒检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 69-76.
- [65] Pathan, N., Yu, H., Vassallo, M. and Koufaki, P. (2025) FedFall: Federated Learning Based Framework for Fall Detection. 2025 30th International Conference on Automation and Computing (ICAC), Loughborough, 27-29 August 2025, 1-9. <https://doi.org/10.1109/icac65379.2025.11196291>