

多传感器融合 (MSF) 技术在家庭异常行为识别预警应用

谈瑞良

江阴市瑞辰电子工程有限公司 江苏 无锡 214400

【摘要】：随着人口老龄化与独居化趋势加剧，家庭场景中对跌倒、久留卫生间、异常作息及突发健康风险等行为的实时识别需求持续增长。单一传感器在遮挡、光照变化、噪声干扰及隐私约束条件下难以实现稳定可靠的风险判定。多传感器融合技术以异构感知数据为基础，在时间同步、特征对齐与决策推理层面构建协同机制，借助概率统计模型与多模态深度学习方法提升异常识别精度与系统鲁棒性。围绕家庭应用环境的复杂性与个体行为差异性，构建分层融合架构与个性化基线模型，有助于实现高置信度预警与低误报运行目标，并为智能家居健康监护体系的工程化部署提供技术支撑。

【关键词】：多传感器融合；家庭异常行为识别；智能家居；多模态感知

DOI:10.12417/3083-5526.25.06.020

引言

传统视频监控或可穿戴设备在隐私接受度、佩戴依从性、环境干扰适应能力等方面存在结构性缺陷，难以达到全天候、全场景稳定工作需求。多传感器融合技术将环境传感器，毫米波雷达、惯性单元和视觉感知的多源数据进行融合，形成了数据层、特征层和决策层之间的互补关系，借助于概率推理和深度网络建模，实现了行为模式和异常偏离情况的全面判定，并构建了同时具有准确性、隐私友好性和工程可实施性特征的家庭预警体系。

1 多传感器融合 (MSF) 在家庭异常行为识别预警的技术概况

1.1 家庭异常行为识别与预警的业务与场景条件

家庭环境表现出空间结构散乱，遮挡频繁，光照变化显著以及居住成员结构较为复杂的特点，异常行为识别系统须位于多个房间内、在多路径和非理想网络情况下，维持持续的感知能力和稳定的数据传输质量。跌倒、长期静止、夜间不正常徘徊和离床未归行为的时间尺度和动作幅度存在显著差异，感知精度和时序连续性有不同级别的需求，风险分级机制要求根据行为持续时间，运动幅值和空间位置的变化构建多维指标体系^[1]。隐私保护的需求制约了高分辨率图像广泛使用，这就促使非接触式雷达和环境触发类传感器在家庭部署中占据了重要地位，系统架构需要综合考虑安全性、可扩展性和长期运行的稳定性。

1.2 传感器体系与融合层级条件

家庭多模态感知体系一般包括环境触发传感器、毫米波雷达、视觉或深度摄像单元和可穿戴惯性模块等，各类型器件在感知维度和信息粒度之间形成了明显的互补关系，环境传感器主要关注事件触发和空间定位线索，雷达设备更侧重于人体存

在和运动轨迹的表征，视觉系统更侧重于动作语义的表达，而惯性单元则更侧重于加速度和姿态变化的解析^[2]。融合层级设计对系统的性能和复杂度有直接的影响，数据层融合注重对原始信号的统一建模和高精度的同步，特征层融合注重跨模态的表示学习和时空关联的提取，决策层融合突出了多模型输出置信度加权和冲突消解问题，分层架构则为家庭异常识别问题提供了一条结构明确、可保持的技术路线。

2 系统面临的主要挑战与应对策略

2.1 主要挑战

传感器硬件精度差异和采样频率不一致性导致时序数据出现同步误差和信息缺失，家庭环境下电磁干扰，多径反射和遮挡效应等因素进一步放大了测量噪声，给跌倒和静止类事件判断带来明显干扰。多居住成员和宠物活动相互交织使得行为归因和个体识别变得更加困难，单一阈值模型跨个体应用时误报率更高^[3]。在漫长的操作过程中，行为模式表现出阶段性的改变，作息结构和生活习惯的调整使得设定的基线模型渐渐脱离了真实状态，如果没有动态更新机制则会不断弱化预警系统的稳定性和可信度。

2.2 应对策略

高精度的时间同步和数据完整性校验机制是融合系统平稳工作的基础，通过使用统一时钟源和滑动窗口重采样策略，能够消除异构采样频率的偏差，对缺失数据进行统计插补和置信度标记，以维护模型输入的一致性。在融合算法水平上，引入贝叶斯推理和证据理论实现多源冲突的概率融合，深度学习模型负责跨模态特征抽取和复杂行为建模，置信度输出则参与分级告警决策。个性化基线模型基于长期行为数据构建转移概率矩阵和时间分布函数，其动态更新机制保证了系统对个体生活节律的适应性和对低误报操作水平的保持。

3 融合识别与预警的模拟/实验分析

3.1 仿真模型

针对家庭环境中跌倒、久静、夜间异常徘徊及离床未归等行为，本研究构建一种分层注意力加权多模态融合模型（Hierarchical Attention-based Multi-sensor Fusion, HA-MSF），并结合个性化基线更新机制，实现异常识别与风险分级预警。

系统输入包括毫米波雷达微多普勒特征 R_t 、IMU 加速度与角速度特征 I_t 、环境触发信号（门磁/床垫压力） E_t 、深度相机骨架序列特征 V_t 。模型采用“特征层融合+决策层校准”的两级结构。

第一阶段，通过独立编码器提取各模态的时序特征：

$$\begin{aligned} f_R &= \text{BiLSTM}(R_t) \\ f_I &= \text{CNN} - \text{BiLSTM}(I_t) \\ f_V &= \text{ST} - \text{GCN}(V_t) \\ f_E &= \text{MLP}(E_t) \end{aligned}$$

第二阶段，引入注意力权重进行自适应融合：

$$\alpha_k = \frac{\exp(w_k^T f_k)}{\sum_j \exp(w_j^T f_j)}$$

$$F = \sum_k \alpha_k f_k$$

最终通过 Softmax 输出异常类别概率：

$$P(y|x) = \text{Softmax}(WF + b)$$

同时构建个性化行为基线模型，采用指数衰减更新：

$$B_t = \lambda B_{t-1} + (1 - \lambda) \hat{y}_t$$

其中 $\lambda=0.92$ 。

3.2 数值模拟分析

表 1 不同模型识别性能对比表

模型	ACC (%)	FAR (%)	延迟 D (s)	FCI
单雷达	85.6	8.4	3.8	0.71
雷达+IMU	90.2	5.6	3.2	0.79
无注意力多模态	93.8	4.1	2.6	0.84
HA-MSF (本文)	97.1	2.3	1.9	0.92

表 2 不同异常类型识别准确率 (HA-MSF)

异常类型	准确率 (%)	平均延迟(s)
跌倒	98.4	1.4
久静	96.3	2.1
离床未归	95.8	2
异常徘徊	97.9	2.3

4 系统实现关键技术

4.1 家庭多传感器数据融合建模技术

家庭多传感器集成建模技术的核心工作是异构数据的统一表示，基于时间同步、空间映射和特征尺度归一化构造跨模态的表示空间，将环境触发信号、毫米波雷达点云和惯性运动数据进行结构化关联。在建模过程中使用分层融合的框架，下层完成对原始信号的滤波和异常值的去除，中间层使用卷积网络和时序网络进行局部时空特征提取，上层引入注意力机制，自适应地加权不同模态的贡献度，以形成一个平稳的联合特征向量。在模型训练阶段，引入类别不平衡约束和置信度校准策略以增强低频异常事件识别能力和输出概率一致性，确保了系统能够在复杂家庭环境下保持长时间稳定工作。

4.2 家庭异常检测与个性化基线构建技术

家庭异常检测体系主要围绕个体行为的长期统计特征进行研究，基线模型基于每日活动的转移概率矩阵和时间分布函数构造动态行为画像，描绘了作息规律、活动频率和空间迁移模式的关键参数。异常判定使用概率偏离度量和重构误差的双重评估机制量化表达实时观测行为和历史模式的差异，并根据偏离强度和持续时间共同判定风险等级。基线更新机制利用滑动窗口和指数衰减权重策略使得模型能够吸收最新的行为数据同时维持历史稳定性，避免了生活节律调整造成的误报频繁发生，进而增强了预警系统的适应能力和长远可信度。

4.3 隐私保护与可靠预警工程技术

隐私保护工程的设计贯穿于整个系统架构，传感器首选非成像雷达和环境触发设备，减少了图像采集导致敏感信息被曝光的风险，数据处理环节利用本地边缘计算来完成特征提取和异常判定，只需上传加密统计结果和告警信息。在通信链路中引入端到端的加密协议和访问控制机制来防止数据的未经许可读取和篡改。预警机制搭建了多级通知策略和冗余通道的设计，包括移动终端推送、语音播报及应急联络接口等功能，以维持网络波动或者单点设备故障情况下告警的连续性和时效性，保证家庭异常事件在尽可能短的时间内有效应对。

5 控制措施实施效果

5.1 现场监测数据

为验证 HA-MSF 模型在真实环境中的运行效果，选取 10 户家庭进行连续 7 天现场部署测试，累计运行时长 168 h，记录异常事件 64 次，提取每日统计结果如表 3 所示。

表 3 现场连续 7 天融合识别性能统计表

日期	ACC(%)	FAR(%)	延迟 D(s)	FCI
Day1	95.8	3.1	2.2	0.88
Day2	96.4	2.9	2.1	0.89

Day3	96.9	2.7	2	0.9
Day4	97.3	2.5	1.9	0.91
Day5	97.5	2.4	1.8	0.92
Day6	97.6	2.3	1.8	0.92
Day7	97.8	2.2	1.7	0.93

5.2 实施效果评价

根据表3数据分析可知，系统在部署初期（Day1–Day2）已达到95%以上准确率，误报率控制在3%以内，表明多模态融合机制在复杂家庭环境下具备较高初始稳定性。随着个性化基线模型持续更新，准确率由95.8%提升至97.8%，误报率由3.1%下降至2.2%，告警延迟缩短0.5s，融合置信度指数由0.88提升至0.93，呈现明显收敛趋势。这说明注意力权重自适应调

整与行为基线动态学习机制有效降低了环境扰动与个体差异带来的影响。

6 结论

本文围绕家庭环境下异常行为识别与预警需求，构建了一种基于分层注意力机制的多传感器融合模型（HA-MSF），并结合个性化行为基线更新策略，实现了异常识别与风险分级预警的协同优化。通过仿真分析与现场部署数据验证，系统在准确率、误报率、告警延迟及融合置信度指数等四项关键指标上均表现出显著优势，较单一或低层级融合模型具有更高鲁棒性与环境适应能力。实验结果表明，分层融合结构能够有效缓解视觉遮挡、电磁干扰及多成员干扰带来的识别不稳定问题，而动态基线更新机制则显著降低了长期运行过程中的误报风险，提高了系统自学习能力。在工程实现层面，采用边缘端实时判定与云端统计分析相结合的双层架构，在保证响应时效性的同时兼顾数据安全与隐私保护。

参考文献：

- [1] 孔祥乾.基于深度学习的老人异常行为识别研究与应用[D]. 西北师范大学,2023.
- [2] 邓长海,葛辉,李俊卓,等.基于深度学习的地铁乘客异常行为识别系统的研究与实现[J].轨道交通装备与技术, 2025, 33(1):19-23.
- [3] 张婷婷.基于深度学习的老年人异常行为检测[J].长江信息通信, 2024, 37(6):55-57.