DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0045-06

基于注意力机制的 TCN-BiLSTM 神经网络可穿戴跌倒预警研究

李玲艺[1], 潘巨龙[2]

(1.苏州百年职业学院,江苏 苏州 215125;2.中国计量大学,杭州 310018)

摘　要:为了在老年人跌倒之前进行预判并及时触发跌倒防护气囊,防止跌倒对老年人身心造成严重伤害,提出一种融合时域卷积网络、双向长短期记忆网络和注意力机制的轻量级跌倒预警算法。首先根据跌倒撞击时刻和前置时间截取数据窗口作为输入;其次设计时域卷积网络和双向长短期记忆网络(temporal convolutional network-bidirectional long short term memory,TCN-BiLSTM)混合模型自动提取时间特征和局部空间特征;最后借助注意力机制对重要特征信息动态分配较高权重以获得最佳跌倒预警效果。实验表明,所提算法在 SisFall 和 KFall 两个公开跌倒数据集上分别获得了 97.11%和 98.13%的准确率,针对其他 5 种算法和先进跌倒预警方法评估其性能,所提模型跌倒前置反应时间达 215 ms 足以触发跌倒防护气囊,模型大小在 216 kB 左右足够轻量化,适用于资源受限的嵌入式设备,为老年人跌倒预测和穿戴式跌倒保护装置的开发提供了参考。

关键词:跌倒预测; 时域卷积网络; 双向长短期记忆网络; 注意力机制; 前置时间; 保护气囊

中图分类号: TP181;R318　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1003-7241(2026)08-0045-06

Research on wearable fall prediction using TCN-BiLSTM based on attention mechanism

Li Lingyi[1], Pan Julong[2]

(1. Suzhou Centennial College, Suzhou 215125, Jiangsu, China; 2. China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To ensure timely activation of fall protection airbags with high precision, preventing the elderly from falling and causing serious physical and mental injuries, a lightweight pre-impact fall detection model fusing a temporal convolutional network, a bidirectional long short-term memory network, and an attention mechanism is proposed. First, capturing the relevant data window based on fall impact moment and lead time, while adding Euler angle data features through the quaternion complementary filter algorithm. Then, A hybrid TCN-BiLSTM model is designed to extract temporal and local spatial features automatically. And at last, with the help of the attention mechanism, the important feature information is dynamically assigned higher weights to obtain the optimal pre-impact detection effect. Experimental results show that our proposed algorithm achieves the accuracy of 97.11% and 98.13% on large datasets—SisFall and KFall accordingly. Compared with five other benchmark algorithms, our proposed method establishes its competitive performance. The algorithm can anticipate a fall event about 215 ms in advance, it has enough time to trigger the fall protection airbag. The model takes about 216 kB of space and it is suitable for these resource-constrained embedded devices. It has proposed a valuable reference for design of pre-impact fall detection and wearable protection systems for the elderly.

Keywords: fall prediction; temporal convolutional network; bidirectional long short-term memory; attention mechanism; lead time; airbag

世界正面临人口老龄化挑战,老年人跌倒风险因认知障碍、运动功能缺陷等因素升高,跌倒引发的并发症不仅造成家庭经济损失,还可能导致严重甚至致命伤害,因此跌倒安全防护需求迫切[1]。撞击后跌倒检测[2]虽能缩短送医时间,但无法减轻伤害;撞击前检测[3]可在落地前识别并启动防护气囊,大幅减少并发症。跌倒防护气囊响应时间约 130 ms,而跌倒失衡到撞击间隔通常小于 800 ms,故预警算法需兼具高准确性与及时性,这是研究难点。跌倒预警因无法获取撞击过程中的峰值加速度等信号,比跌倒检测更具挑战。其研究分情境感知系统与可穿戴设备两类:前者依赖环境传感器,受限于室内[4];后者基于加速度计等,成本低且无空间限制,更受关注[5-6]。

现有的跌倒预警识别方法大多是基于依赖手工特征的阈值法和机器学习算法创建的,如 Embry 等[7]在私有数据集上通过随机森林分类器可以达到 0.86 的 F_1 分数,但在私有数据集上无法公平地评估算法;Zhou 等[8]在私有数据集上建立并比较了 12 种机器学习算法预测跌倒,使用 SVM 算法实现了 90.9%的灵敏度和 92.3%的特异性。

收稿日期:2025-08-19;**录用日期**:2025-09-28

基金项目:浙江省基础公益研究计划项目(LGF21F020017)

作者简介:李玲艺(1999—),女,硕士,助教,研究方向为深度学习、跌倒预警。

通信作者:潘巨龙(1965—),男,博士,教授,研究方向为物联网安全、智能计算和机器学习。

引用本文:李玲艺,潘巨龙.基于注意力机制的 TCN-BiLSTM 神经网络可穿戴跌倒预警研究[J].自动化技术与应用,2026,45(8):45-50.(Li Lingyi, Pan Julong. Research on wearable fall prediction using TCN-BiLSTM based on attention mechanism[J]. Techniques of Automation and Applications,2026,45(8):45-50.)

人工特征提取方法是劳动密集型的且会受到人类知识领域的限制,普适性不足。深度学习算法可以从数据集中自动学习有效特征,提升系统鲁棒性及精度,且省去了终端人工提取特征的时间和功耗。Shi 等[9]建立一种卷积神经网络提取惯性传感器数据的特征预测跌倒,在公开数据集上实现了 95.55%的准确性;杜群贵等[10]提出了一种轻量级卷积神经网络模型应用于基于穿戴式传感器的跌倒预测任务,该模型在 SisFall 等[11]数据集中获得了 97.5%的准确率和 204.3 ms 的准备时间。注意力机制的提出促进了可解释的深度学习的实现,Sahni 等[12]构建了一种卷积神经网络与通道注意力和双向长短期记忆与时间注意力集成模型,在两个公开数据集上分别实现了 97.93%和 98.99%的跌倒检测准确率;Chi 等[3]利用知识提炼开发了一种撞击前跌倒检测方法,并在具有时间标签的跌倒预测数据集 KFall[13]上实现了 92.66%的 F_1 分数和 551.3 ms 的准备时间。但基于可穿戴传感器的深度学习算法仍面临两大挑战:首先,可穿戴传感器采集的数据以时间序列的形式出现,大多数跌倒预警系统没有同时考虑到具有长期依赖性的时间特征和基于维度的局部空间特征,从而损害数据的最佳准确度质量;其次,深度学习模型可解释性有限,用户无法确定模型是怎样得出决定的,而具有可解释性的模型可实现更准确和更令人信服的跌倒预测。

针对上述问题,本文贡献如下:1) 提出基于 TCN-BiLSTM 的混合深度神经网络,通过时域卷积网络(temporal convolutional network, TCN)[14]提取空间特征、X 双向长短期记忆网络(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)[15]提取时间特征,提升时空结构效率与灵活性;2) 在特征维度和时间窗层面用注意力机制(attention mechanism, AM)[16]提取重要信息。动态分配高权重,并与自注意力机制(self-attention, SA)[17]对比,此为首个利用注意力机制的可解释穿戴式跌倒预警研究;3)在 SisFall 和 KFall 公开数据集上实验。在 SisFall 中增加欧拉角特征,对比 5 种算法,结果显示模型整体更优,前置时间 215 ms,可及时触发防护气囊。

1 方法论

提出的跌倒预警算法主要包含 3 个阶段:一是预处理阶段,首先使用四元数互补滤波算法增加欧拉角数据特征,然后确定跌倒撞击时刻并根据撞击时刻和前置时间截取数据窗口作为输入,最后数据正则化后随机划分为训练集和测试集;二是模型训练阶段,将预处理后的数据片段经 TCN、双向 LSTM 和注意力机制提取重要时空信息;三是跌倒预测判断阶段,将测试集传入训练好的模型中由 Sigmoid 分类器输出预测结果,并通过损失函数和梯度信息动态调整网络参数,算法架构如图 1 所示。

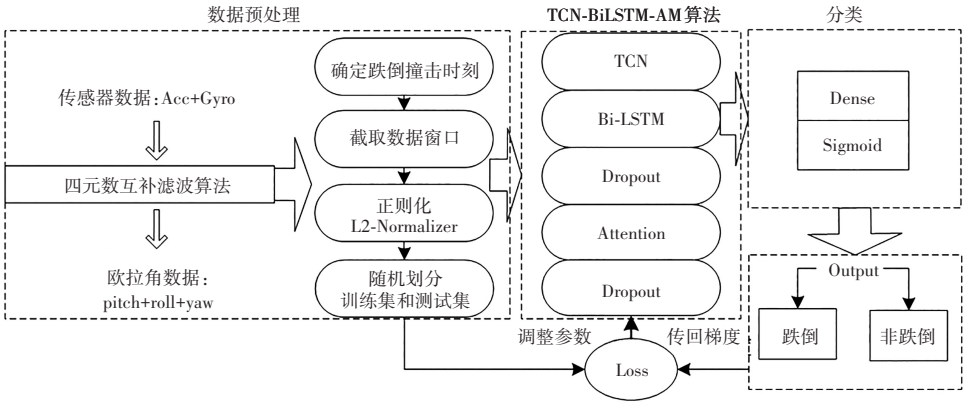


图 1 跌倒预警算法架构

Fig. 1 Pre-impact fall detection algorithm architecture

1.1 数据预处理

1.1.1 数据窗口选择

惯性传感器时序数据需划分为数据窗口,以截取固定大小关键片段作为模型输入,其位置和长度直接影响跌倒预警算法性能。Aziz 等[18]研究表明,数据窗口和前置时间对撞击前跌倒检测精度有影响,本文前置时间定为 215 ms。确定窗口位置需撞击时刻标签,但 SisFall 数据集无此标签,故通过合速度峰值时间估计:合加速度经高通滤波去重力后,数字积分得合速度峰值,合加速度达峰值后首次降至 g (9.8 m/s^2)的时刻即为撞击时刻。从撞击时刻前移 215 ms 为基础窗口位置,增加窗口长度则将基础窗口开始时间相应前移。日常生活活动(activities of daily living, ADL)样本无前置时间,以同长窗口提取类跌倒过程数据片。经实验发现数据窗口长度为 1.5 s 时准确率较高,SisFall 和 KFall 数据集的采样频率分别为 200 Hz 和 100 Hz,即两个数据集中的每个动作样本分别包含 300 条和 150 条数据。

假设 $a_x(t)$、$a_y(t)$ 和 $a_z(t)$ 分别表示加速度传感器 x、y 和 z 轴的数据,则在任意时刻 SMV(信号幅度矢量的合加速度值)公式表示为

$$\mathrm{SMV}=\sqrt{a_x^2(t)+a_y^2(t)+a_z^2(t)} \tag{1}$$

1.1.2 四元数互补滤波算法

姿态指一个坐标系和另外一个坐标系之间的位置关系,常用一组欧拉角:俯仰角、横滚角和偏航角来描述,用来估计跌倒过程中的人体姿态,KFall 数据集使用扩展卡尔曼滤波算法融合加速度计、陀螺仪和磁力计数据得到欧

拉角,针对 SisFall 数据集本文使用四元数互补滤波算法[19]融合加速度计和陀螺仪数据增加欧拉角数据特征。陀螺仪动态性能好但测量值随时间变化大而易漂移,加速度计则刚好相反,使用 PI 调节器滤除陀螺仪低频信号和加速度计高频信号后融合得到整个频带的信号即实现了互补滤波,四元数互补滤波算法相比扩展卡尔曼滤波算法计算量小,收敛速度快,可有效提高预测精度和系统稳定性,算法流程如图 2 所示。

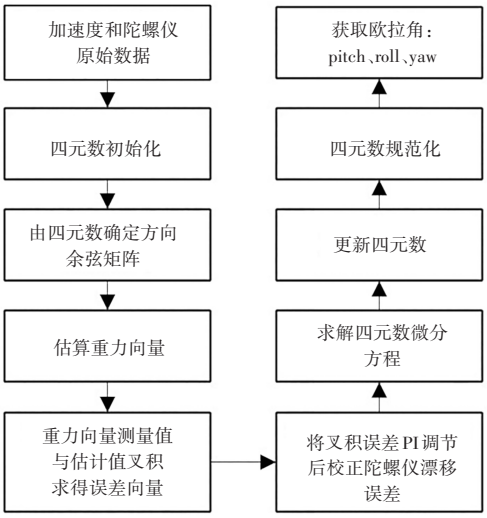


图 2　四元数互补滤波算法求解欧拉角流程

Fig. 2　Flowchart of quaternion complementary filter algorithm for solving Euler angles

1.2　理论和架构

1.2.1　时域卷积网络

TCN 采用因果卷积、扩张卷积及残差连接,适配时序数据,时间性强且感受野大,以较少参数建立长程动态模型,可捕捉传感器数据空间特征,节省存储与计算成本,并行计算加速训练和推理。TCN 架构中每一层 T 时刻的值仅依赖上一层 T, $T-1$,…, $T-n$ 时刻的值,体现了因果卷积的特性;每一层对上一层信息的提取是跳跃式的,dilated rate 逐层以 2 的指数增长,体现了扩张卷积[20]的特性;残差模块[21]解决了反向传播过程中梯度不稳定的问题,可以跨层传递信息,同时保证输入输出的一致性。图 3 显示了 TCN 的体系结构。

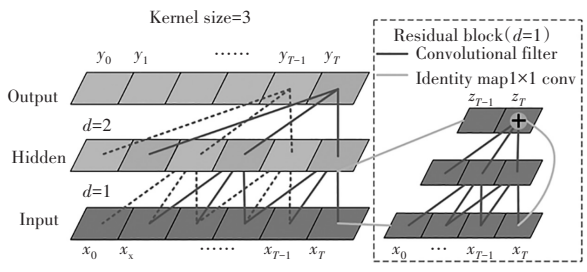


图 3　TCN 体系结构

Fig. 3　TCN architecture

1.2.2　注意力机制

注意力机制[16]可筛选重要信息,为关键特征动态分配高权重,易建立长期依赖,提升算法鲁棒性与稳定性。注意力机制利用学习到的全局特征动态调整当前输入对历史输入的注意力分布,减少双向长短期记忆网络链式结构的历史信息干扰,从而在不同预测情况下更有效地利用不同时间点的特征,公式[22]表示如下。

Attention 模块具有 3 个独立维护的随机初始化线性映射矩阵 $\boldsymbol{W}^{\mathrm{Q}}$, $\boldsymbol{W}^{\mathrm{K}}$, $\boldsymbol{W}^{\mathrm{V}}$,将输入矩阵 $\boldsymbol{X}=\{\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \cdots, \boldsymbol{x}_n\}$ 与 $\boldsymbol{W}^{\mathrm{K}}$, $\boldsymbol{W}^{\mathrm{V}}$ 映射矩阵相乘,得到 Attention 模块的 $\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 为 $\{\boldsymbol{h}_1, \boldsymbol{h}_2, \cdots, \boldsymbol{h}_n\}$,其中,$\boldsymbol{h}_i$ 表示第 i 个历史时刻的输入特征 $\boldsymbol{x}_i$ 经过线性映射后得到的特征向量,它同时作为 $\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 的表示基础。将当前目标时刻 k 的输入 $\boldsymbol{x}_k$ 与 $\boldsymbol{W}^{\mathrm{Q}}$ 映射矩阵相乘,得到 Attention 模块的 $\boldsymbol{Q}$ 为 $\boldsymbol{h}_k$。其中,$\boldsymbol{Q}$ 为当前查询向量,$\boldsymbol{K}$ 是全部历史键向量集合,负责和 $\boldsymbol{Q}$ 计算相关度得分;$\boldsymbol{V}$ 为全部历史值向量集合,依据注意力权重做加权求和,输出最终表征。计算流程主要包含 4 个阶段:

一是计算 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 的相关性得分 Scores 为 z_{ki},见式(2)。

$$z_{ki}=\boldsymbol{V}_{\mathrm{align}}\tanh(\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_k+\boldsymbol{U}\boldsymbol{h}_i+\boldsymbol{b}) \tag{2}$$

其中,$\boldsymbol{V}_{\mathrm{align}}$, $\boldsymbol{W}$, $\boldsymbol{U}$ 为权重参数矩阵,$\boldsymbol{b}$ 为偏置项,tanh 为激活函数。

二是为了使训练模型的梯度稳定,使用 Softmax(·)激活函数将 Scores 映射为归一化和为 1 的 0~1 之间的权重系数 α_{ki},即当前输入对历史输入的注意力分布,见式(3)。

$$\alpha_{ki}=\mathrm{Softmax}(z_{ki})=\frac{\exp(z_{ki})}{\sum_{j=1}^{n}\exp(z_{kj})} \tag{3}$$

三是根据权重系数 α_{ki} 对 $\boldsymbol{V}$ 加权求和得到 $\boldsymbol{C}$,见式(4)。

$$\boldsymbol{C}=\sum_{i=1}^{n}\alpha_{ki}\boldsymbol{h}_i \tag{4}$$

四是根据当前输入 $\boldsymbol{x}_k$,$\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{C}$ 得到最终输出的特征向量 $\boldsymbol{h}_{k'}$,见式(5)。

$$\boldsymbol{h}_{k'}=H(\boldsymbol{C},\boldsymbol{h}_k,\boldsymbol{x}_k) \tag{5}$$

1.2.3　TCN-BiLSTM-AM 跌倒预警算法

基于注意力机制的 TCN-BiLSTM 跌倒预警算法模型结构分为 5 个部分:1)输入层。输入含三轴加速度、三轴角速度、三轴欧拉角的固定片段。2)TCN 单元。以 16 个滤波器、3 核大小、2 扩张因子及 Relu 函数提取空间特征。3)双向 LSTM 单元。以 32 个神经元及 Sigmoid、tanh 函数处理时间特征。4)Attention 单元。加两层丢弃层,动态调整权重识别人体姿态。5)输出层。经 Sigmoid 分类,概率>0.5为跌倒,否则为 ADLs。

2　实验与分析

2.1　评价指标

本文通过 5 个指标评估跌倒预警算法性能,即准确率(accuracy, Acc)、特异度(specificity, Spe)、敏感度(sensitivity, Sen)、模型尺寸(size)和前置时间(lead time, LT)。其中:Acc 反映模型总体跌倒预测精度;Spe 反映模型预先识别日常生活活动(非跌倒)的能力;Sen 反映模型

预先识别跌倒的能力;Size 为评估模型轻量级的标准,可通过调用模型系统相关函数获得;前置时间定义为式(6),即跌倒检测时刻与撞击时刻的时间间隔(T_i 指传感器数据达最大合速度的撞击时间,T_d 指预测到跌倒的时间),其决定防护气囊能否在跌倒碰撞前充气展开。

$$LT = T_i - T_d \tag{6}$$

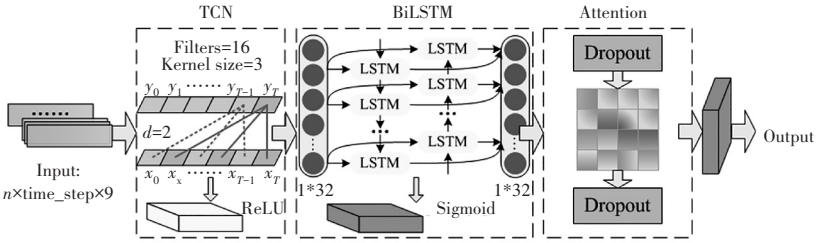


图 4 TCN-BiLSTM-AM 模型结构

Fig. 4 TCN-BiLSTM-AM model structure

2.2 数据集

数据集是算法构建的基础。SisFall 数据集动作丰富,含 19 种日常生活活动和 15 种跌倒类型,采自 38 名志愿者(含 15 名老年人),累计 2 702 次 ADLs 和 1 798 次跌倒活动。KFall 数据集中大多数动作都是直接采用 SisFall 数据集的动作,含 21 种 ADLs 和 15 种跌倒类型,采自 32 名韩国年轻男性,累计 2 729 次 ADLs 和 2 346 次跌倒活动,且含跌倒时间标签,适用于撞击前跌倒检测。

两者均通过腰部嵌入式设备采集数据,SisFall 数据集以 200 Hz 采集加速度计和陀螺仪数据,经处理得欧拉角;KFall 数据集以 100 Hz 采集加速度计、陀螺仪和磁力计 3 类数据,融合得欧拉角,更符合本文基于惯性传感器的穿戴式跌倒防护装置的研究背景。本文在 SisFall 和 KFall 两个数据集上进行实验,使用加速度、角速度和欧拉角数据预测跌倒行为,优化时间窗对数据进行预处理后进行模型训练和测试。

2.3 实验环境和参数设置

实验在配备 12.0 GB 内存的 64 位 Windows 10 Intel(R) Core(TM) i7-7500U CPU(2.90 GHz)上进行,采用深度学习框架 tensorflow1.14.0 搭建跌倒预警模型,代码运行环境为 Python 3.7。按照标签(跌倒/非跌倒)比例随机划分 80%的样本用于模型训练,20%用于模型测试,在训练过程中,使用施加在输出上的 L1 正则化项防止模型过拟合,使用二元交叉熵损失函数更新参数,使用具有自适应学习率的 Adam 算法以优化网络保证模型收敛速度及精度。网络参数设置如表 1 所示。

表 1 网络参数设置

Tab. 1 Training parameter settings

设置项	参数值
批处理大小	256
迭代次数	200
L_1 正则化项	0.001
自适应学习率	0.01; 0.000 01

2.4 结果与分析

2.4.1 欧拉角对跌倒预警算法性能的影响

本文采用四元数互补滤波算法融合 SisFall 数据集的加速度计与陀螺仪数据,增加欧拉角特征。表 2 对比了使用加速度+角速度数据(a)与加速度+角速度+欧拉角数据(b)时,算法在准确率、特异度、敏感度上的性能。结果显示,增加欧拉角后,准确率提升 0.44%,特异度略有下降,而决定漏判率的敏感度提高 1.94%,表明加入欧拉角的传感器融合技术可有效提升跌倒预警算法性能。

表 2 欧拉角对性能的影响

Tab. 2 Effect of Euler angles on performance %

数据特征	准确率	特异度	敏感度
a	96.67	**97.78**	95.00
b	**97.11**	97.22	**96.94**

2.4.2 注意力机制模块的有效性

为验证所提跌倒预警模型中 Attention 单元的有效性,设置对比实验:相同条件下,将模型中 Attention 单元替换为 Self-Attention[17] 单元,或删除该单元,在 SisFall 和 KFall 数据集上验证,选取最佳候选模型与本文模型在准确率、特异度、敏感度上进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 不同注意力单元的比较

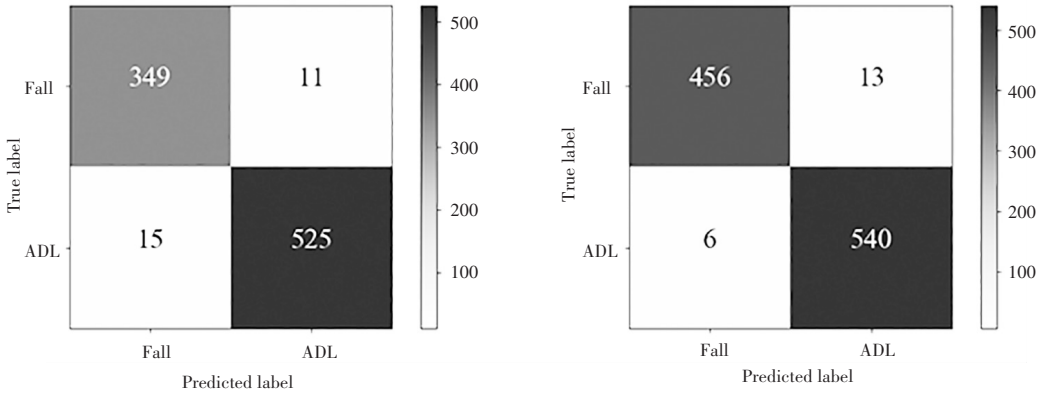
Tab. 3 Comparisons of different attention units %

注意力单元	SisFall			KFall		
	Acc	Spe	Sen	Acc	Spe	Sen
Attention	**97.11**	97.22	**96.94**	**98.13**	**98.90**	**97.23**
Self-Attention[22]	96.78	97.78	95.28	97.34	97.44	**97.23**
None	96.89	**99.44**	93.06	97.83	98.35	**97.23**

2.4.3 对拟议架构的总体评价

描述测试数据预测结果的混淆矩阵如图 5 所示,在 SisFall 数据集中的 900 个测试样本中,拟议模型漏判 11 个跌倒样本,误判 15 个日常生活活动样本;在 KFall 数据集中的 1 015 个测试样本中,拟议模型漏判 13 个跌倒样本,误判 6 个日常生活活动样本。

为证明所提框架在撞击前跌倒检测的优越性,在同一数据集上设置对比实验:采用 TCN、Conv1D、Bi-GRU、Bi-LSTM 及 Conv1D-BiLSTM 五种基准算法结合注意力机制(AM),与所提模型在相同实验设置(对模型参数进行相应优化)下对比,均用 transpose(·)函数交换数据时间窗与特征维度,使注意力机制关注九维传感器数据特征,结果如表 4 所示。



(a) SisFall 数据集测试图　　(b) KFall 数据集测试图

图 5　描述测试数据预测结果的混淆矩阵

Fig. 5　Confusion matrix depicting the predictions obtained on test data

表 4　不同模型在 SisFall 和 KFall 数据集上的比较

Tab. 4　Comparisons of different models on SisFall and KFall

模型	Attention 关注点	尺寸/kB	SisFall/%			KFall/%		
			Acc	Spe	Sen	Acc	Spe	Sen
TCN	Time Step	335	96.22	96.30	96.11	95.96	96.52	95.31
	Feature Dim	967	95.33	**97.96**	91.39	96.65	95.24	98.29
Conv1D	Time Step	**206**	96.67	97.59	95.28	96.95	96.70	97.23
	Feature Dim	521	94.44	95.74	92.50	95.86	97.07	94.46
Bi-GRU	Time Step	372	96.11	96.48	95.56	97.73	97.07	98.51
	Feature Dim	688	89.00	95.56	79.17	95.67	95.97	95.31
Bi-LSTM	Time Step	687	96.78	97.41	95.83	97.54	97.25	97.87
	Feature Dim	1 530	92.67	93.15	91.94	96.75	97.99	95.31
Conv1D-BiLSTM	Time Step	642	96.78	96.30	**97.50**	97.14	95.60	**98.93**
	Feature Dim	797	92.00	95.19	87.22	96.35	94.87	98.08
TCN-BiLSTM (Our proposed)	Time Step (*)	216	**97.11**	97.22	96.94	**98.13**	98.90	97.23
	Feature Dim	379	95.22	95.56	94.72	96.95	98.35	95.31

结果显示:所提基于注意力机制的 TCN-BiLSTM 算法模型尺寸 216 kB,略大于 Conv1D-AM;Attention 单元关注时间步维度时,在 SisFall 数据集准确率达最高 97.11%,特异度 97.22%、敏感度 96.94%均居前列;在 KFall 数据集中准确率(98.13%)和特异度(98.90%)均最高,仅敏感度有待提升;关注特征维度时,两数据集的准确率、特异度、敏感度及模型尺寸均下降;各模型在 KFall 数据集的整体性能优于 SisFall。

这表明:1) 所提模型结合时间运动与空间位置特征,可提高预测准确性且足够轻量化,有望部署于穿戴式跌倒防护装置。2) 时序数据中,Attention 单元关注时间步维度的预测性能优于关注特征维度。3) 模型敏感度仅次于 Conv1Dk-BiLSTM-AM,能更好地平衡准确率、特异度与模型尺寸。4) 所提算法在两数据集的特异度分别达 97.22%和 98.90%,可减少误报以提升用户体验、降低成本。5) KFall 数据集因含磁力计数据和跌倒时间标签,训练数据质量更高,更贴合跌倒预测研究。

为说明拟议跌倒预警算法的适应性,将其与撞击前跌倒检测最新研究算法在 SisFall 和 KFall 数据集上对比(数据预处理方法可能存在差异),性能如表 5 所示。结果显示:在 SisFall 数据集上,所提算法准确率和敏感度最高,特异度与最佳差距不足 0.5%;在 KFall 数据集上,准确率最高,特异度与 Yu 等设计的 ConvLSTM 仅差 0.11%,仅敏感度有待提升。总之,该算法预测精度高,前置时间 215 ms 可及时触发防护气囊,且满足嵌入式设备轻量化部署需求。

表 5 拟议模型在 SisFall 和 KFall 数据集上与最先进模型的比较

Tab. 5 Comparisons of the proposed model on SisFall and KFall with state-of-the-art

数据集	模型	Acc/%	Spe/%	Sen/%	LT/ms
SisFall	Threshold[23]	95.86	**97.67**	94.04	259
	CNN[24]	91.51	91.52	90.33	—
	LSTM[24]	93.98	94.00	91.48	—
	ConvLSTM[24]	94.48	94.49	93.78	—
	Our proposed	**97.11**	97.22	**96.94**	215
KFall	Threshold[13]	—	83.43	95.50	333
	SVM[13]	—	94.87	**99.77**	385
	ConvLSTM[13]	—	**99.01**	99.32	403
	ResNet-LSTM[25]	91.87	—	—	500
	CNN-ViT[3]	98.05	98.53	—	**551.3**
	Our proposed	**98.13**	98.90	97.23	215

3 结论

本文所提跌倒预警算法在 SisFall 和 KFall 数据集上预测精度高,模型大小仅 216 kB,前置时间 215 ms,可满足嵌入式设备资源需求,有望部署于穿戴式跌倒防护装置,实时预警并触发保护,减少老年人跌倒伤害。该方法通过四元数互补滤波处理数据,以混合深度神经网络建模人体行为,结合注意力机制提升模型可解释性,解决了卷积神经网络全局信息缺失、单一模型特征提取不全面等问题。

跌倒为小概率事件,而日常生活活动无时无刻在发生,敏感度反映模型预先识别跌倒的能力,所以算法敏感度仍有提升空间。当前跌倒数据多为年轻人模拟,需更多老年人真实跌倒数据优化模型。随着 TinyML 发展,深度学习算法可直接部署于嵌入式终端,未来计划将该方法应用于物联网,在智能终端测试模型在线效果。

参考文献

[1]刘嵌玥,于淼,蔡莹莹. 跌倒:一场生死攸关的老年危机[N]. 健康报,2024-01-08(004).

[2]Li Y,Liu P,Fang Y,et al. A decade of progress in wearable sensors for fall detection (2015—2024):a network-based visualization review[J]. Sensors,2025,25(7):2205.

[3] Chi T H, Liu K C, Hsieh C Y, et al. PreFallKD: pre-impact fall detectionvia CNN-ViT knowledge distillation[PP/OL]. arXiv(2023-03-07)[2025-07-10]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.03634.

[4]Shi H,Wang X,Shi J. Fall detection algorithm using enhanced HRNet combined with YOLO[J]. Sensors,2025,25(13):4128.

[5]刘鹏达,潘巨龙,左正魏,等. 基于惯性传感器的轻量化卷积神经网络跌倒检测算法[J]. 传感技术学报,2023,36(2):259-266.

[6]Li Y,Zuo Z,Pan J. Sensor-based fall detection using a combination model of a temporal convolutional network and a gated recurrent unit [J]. Future Generation Computer Systems,2023,139:53-63.

[7]Embry K,Daneshgar S,Aragon K,et al. From lab to life:enhancing wearable airbag fall detection performance with minimal real-world data [PP/OL]. medRxiv(2025-05-22)[2025-07-10]. https://doi.org/10.1101/2025.05.22.25328173.

[8]Zhou Y,Zhang D,Ji Y,et al. Wearable sensors and machine learning fusion-based fall risk prediction in covert cerebral small vessel disease [J]. Frontiers in Neuroscience,2025,19:1493988.

[9]Shi J,Chen D,Wang M. Pre-impact fall detection with CNN-based class activation mapping method[J]. Sensors,2020,20(17):4750.

[10]杜群贵,钟威. 轻量级 CNN 实时跌倒预测及嵌入式系统实现[J]. 电子测量技术,2022,45(11):10-15.

[11] Sucerquia A, López J D, Vargas-Bonilla J F. SisFall: a fall and movement dataset[J]. Sensors,2017,17(1):198.

[12] Sahni S, Jain S, Saritha S K. A novel ensemble model for fall detection: leveraging CNN and BiLSTM with channel and temporal attention[J]. Automatika,2025,66(2):103-116.

[13]Yu X,Jang J,Xiong S. A large-scale open motion dataset (KFall) and benchmark algorithms for detecting pre-impact fall of the elderly using wearable inertial sensors[J]. Frontiers in Aging Neuroscience,2021,13:692865.

[14] Bai S, Kolter J Z, Koltun V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[PP/OL]. arXiv(2018-04-19)[2025-07-11]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271.

[15] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation,1997,9(8):1735-1780.

[16]Bahdanau D,Cho K,Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate [PP/OL]. arXiv(2014-09-01)[2025-07-14]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.0473.

[17]Vaswani A,Shazeer N,Parmar N,et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2017,30:6000-6010.

[18]Aziz O,Russell C M,Park E J,et al. Theeffect of window size and lead time on pre-impact fall detection accuracy using support vector machine analysis of waist mounted inertial sensor data[C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago:IEEE,2014:30-33.

[19]Wu G,Xue S. Portable preimpact fall detector with inertial sensors [J]. IEEE Transactions on neural systems and Rehabilitation Engineering,2008,16(2):178-183.

[20] Zhang Z, Wang X, Jung C. DCSR: Dilated convolutions for single image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2018,28(4):1625-1635.

[21]Zhang K,Sun M,Han T X,et al. Residual networks of residual networks: Multilevel residual networks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2017,28(6):1303-1314.

[22]Shi H,Wang L,Scherer R,et al. Short-term load forecasting based on adabelief optimized temporal convolutional network and gated recurrent unit hybrid neural network[J]. IEEE Access,2021,9:66965-66981.

[23]Sodre F A, Escriba C,Bravo E G A,et al. Wearable pre-impact fall detection system based on 3D accelerometer and subject's height[J]. IEEE Sensors Journal,2021,22(2):1738-1745.

[24]Yu X,Qiu H,Xiong S. A novel hybrid deep neural network to predict pre-impact fall for older people based on wearable inertial sensors[J]. Frontiers in bioengineering and biotechnology,2020,8:63.

[25] Mekruksavanich S, Jantawong P, Jitpattanakul A. Pre-impact fall detection based on wearable inertial sensors using hybrid deep residual neural network[C]//2022 6th International Conference on Information Technology (InCIT). Bangkok:IEEE,2022:450-453.