

基于多传感信息融合的跌倒监测系统开发

孙巍伟 梁毅伟 毛亦鹏 胡志辉

(北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192)

摘要: 针对目前跌倒检测系统存在的检测准确率不高、实时性差等问题,设计了一种基于多传感信息融合的跌倒监测系统。该系统以 ESP32 微处理器为核心,利用智能手机内置的传感器、压力薄膜传感器以及 MPU6050 传感器进行数据采集,并通过小程序界面实时显示健康数据,提供监测和预警功能。提出了一种云边协同的联合判别跌倒检测方法,该方法结合了本地的多级阈值算法和云端的改进 SSA-LSTM-Transformer 算法和数据融合权重,算法经过公开数据集验证,准确率达到 99.13%。最后,通过实验进行系统验证,实验结果表明,系统的跌倒检测准确率为 97.67%,能够有效检测跌倒行为并实时定位和预警。

关键词: ESP32; 小程序; 跌倒检测; 物联网; 改进 SSA

中图分类号: TN87; TP212 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.1050

Development of a fall detection system based on multi-sensor information fusion

Sun Weiwei Liang Yiwei Mao Yipeng Hu Zhihui

(Mechanical Electrical Engineering School, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: To address the issues of low detection accuracy and poor real-time performance in current fall detection systems, a fall monitoring system based on multi-sensor information fusion has been designed. The system is centered around the ESP32 microprocessor and utilizes sensors embedded in smartphones, pressure film sensors, and MPU6050 sensors for data collection. Health data is displayed in real-time through a mini-program interface, providing monitoring and alert functions. A collaborative cloud-edge fall detection method has been proposed, combining a local multi-threshold algorithm with an improved SSA-LSTM-Transformer algorithm and data fusion weights in the cloud. This algorithm has been validated on a public dataset, achieving an accuracy rate of 99.13%. Finally, system validation was performed through experiments, and the results showed that the system's fall detection accuracy is 97.67%. It effectively detects falls and provides real-time positioning and alerts.

Keywords: ESP32; mini program; fall detection; internet of things (IoT); improved SSA

0 引言

我国 60 周岁及以上老年人口达到 28 004 万人,占总人口的 19.8%;其中 65 周岁及以上老年人口为 20 978 万人,占总人口的 14.9%。随着老龄化的加剧,老年人的健康与安全问题愈发重要^[1]。老年人因身体机能下降,容易跌倒,如果跌倒事件未能及时救助,可能严重影响其健康和生活质量。因此,开发及时、准确的跌倒检测系统具有重要的社会和技术意义^[2]。现有跌倒检测系统包括可穿戴类、非图像类、图像类和混合类。但这些方法都存在不同的局限性。Sousa 等^[3]采用可穿戴式 3D 加速计用于跌倒检测,尽管该方法简便,但数据类型有限,无法综合反映复杂的跌

倒情景;Kaur 等^[4]采用非图像类方法,基于环境的声音来分析跌倒,但是易受背景噪音的干扰,降低了检测的准确性;Yang 等^[5]采用图像类方法,虽能有效识别跌倒事件,但存在显著的隐私泄露风险;Jiao 等^[6]采用混合类方法,基于音频和视频融合的方法预测跌倒,但系统复杂度高,成本昂贵,难以普及。在跌倒检测算法的研究中,不同学者提出了多种方法以提高检测准确性。程世通等^[7]结合了阈值检测和支持向量机(support vector machine, SVM),在一定程度上提升了跌倒检测的准确率,但该方法对不同个体的跌倒姿势及环境变化较为敏感,容易导致误报或漏报,且对复杂场景的适应能力不足。李玲艺等^[8]提出了基于双向长短时记忆神经网络(short-term memory, LSTM)的轻量级跌

倒预测算法,虽然该算法适合可穿戴设备,具有较高的效率,但其预测精度仍然受到设备硬件能力和数据质量的限制。Qaness 等^[9]提出的结合卷积神经网络与 Transformer 架构的模型(PCNN-Transformer),虽然在检测精度上有所提升,但模型计算复杂度较高,在资源受限的设备上难以高效运行,限制了其实用性。Wang 等^[10]则采用基于加速度计的跌倒检测方法,结合麻雀搜索算法(SSA)和反向传播神经网络进行优化,尽管提升了检测性能,但对传感器的数量和精度要求较高,增加了硬件复杂度和成本,难以大规模应用。

本文设计了一种基于 ESP32 单片机的跌倒监测系统,结合了多传感器数据信息融合和本地与云端协同分析。系统在本地通过薄膜压力传感器、MPU6050 惯性传感器和智能手机内置传感器采集数据,采用多级阈值算法进行快速的跌倒判别。本地处理能够实现对跌倒事件的快速响应,减少了因传输延迟可能带来的救援时间延误。数据被上传至云端后,系统使用改进的 SSA-LSTM-Transformer 模型进行深度分析。通过多传感器数据融合来综合处理来自不同传感器的数据,提高检测的精度和可靠性。云端的深度学习能力使得系统能够在更大数据集上进行优化,提升了整体的智能化水平。系统还配备了手机小程序,实时显示健康数据和位置信息,并在检测到跌倒事件时自动向预设的紧急联系人发送预警信息。本地与云端的协同工作,结合多传感器数据融合,确保了系统在保障实时性的同时,提升了检测精度和应急响应能力。本文的设计有效解决了现有跌倒检测系统在精度、实时性、隐私性和成本等方面的技术痛点,具有较强的实用价值和应用前景。

1 总体设计

本文设计的智能穿戴监测系统包括智能穿戴数据采集系统、上位机显示系统、云边协同服务系统,三部分协同工作,实现数据的采集、传输、显示和分析,系统组成和功能如图 1 所示。智能穿戴数据采集系统由左右脚的设备组成,采用薄膜压力传感器感应足底压力变化,使用 MPU6050 传感器同时检测加速度和角速度,并在 ESP32 中计算姿态角。数据通过低功耗蓝牙^[11]发送至小程序。小程序可以采集手机的加速度计和陀螺仪传感器数据^[12]。上位机显示控制系统由小程序实现,支持监控功能。双脚模式和单脚模式控制。实时监测模块用于监测跌倒情况,同时具备保存用户信息和预设联系人信息的功能,并显示当前地理位置。该模块还可以显示足底压力、加速度和角速度等详细数据。系统在预测到用户跌倒时,会向预设联系人发送预警短信。为了提高跌倒检测的精确度,系统结合了本地多级阈值算法和部署在云服务器的预测算法进行云边判别。

2 智能穿戴数据采集系统

2.1 下位机采集系统

本系统基于 ESP32 单片机设计的硬件采集系统如图 2

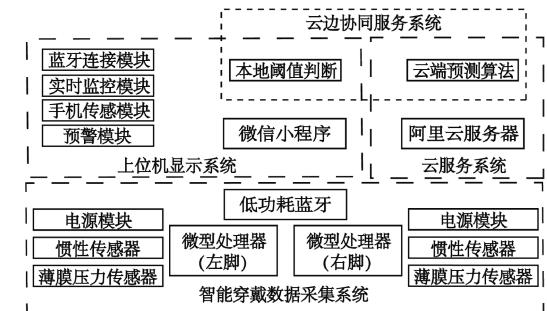


图 1 系统总体设计与功能

Fig. 1 System overall design and functions

所示。该系统实时采集足底压力^[13]和惯性数据^[14],以 ESP32 为主控芯片,整合了 8 通道薄膜压力传感器和惯性传感器,并配备了 5 V 电源。

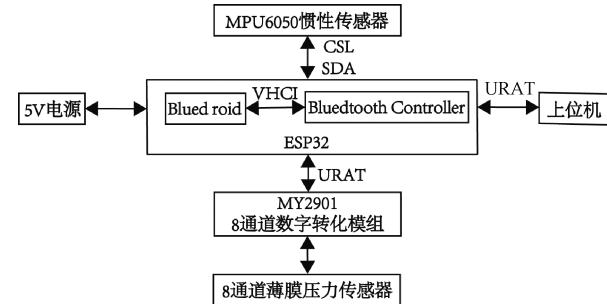


图 2 硬件采集系统

Fig. 2 Hardware acquisition system

足底压力传感器采用电阻式薄膜压力传感器,其输出电阻随施加在传感器表面的压力增加而减小。目前的产品主要采用如图 3 所示的布局方式,本课题组通过实验数据分析市面上常见的几款薄膜压力传感器布局进行了优化^[15],使其在不影响足底压力采集和跌倒检测的情况下,更适合状态评估。改进后的布局如图 4 所示。

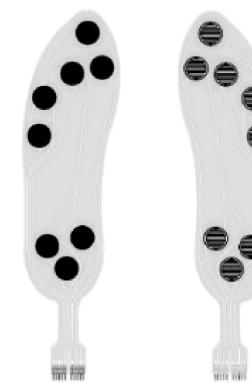


图 3 分布式传感器

Fig. 3 Distributed sensor

MPU6050 传感器通过 I2C 总线与 ESP32 连接,用于采集加速度和角速度数据,并解算姿态角。MPU6050 实物图如图 5,连接方式如图 6 所示。采集系统实物如图 7 所示。

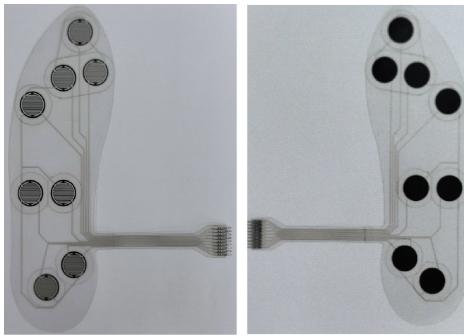


图 4 改进后的分布

Fig. 4 Improved distribution

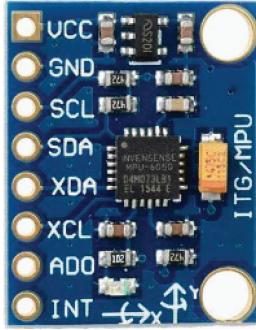


图 5 MPU6050 传感器

Fig. 5 MPU6050 sensor

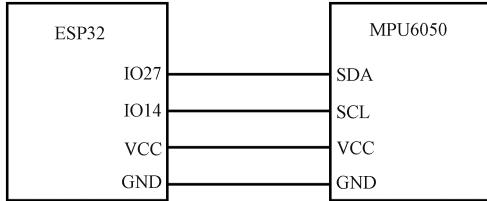


图 6 连接方式

Fig. 6 Connection method



图 7 采集系统

Fig. 7 Acquisition system

采集到的数据通过 ESP32 的低功耗蓝牙传输至上位机(小程序)进行实时监测和分析,并在检测到异常情况时触发预警功能。

2.2 上位机显示控制系统

小程序^[16]通过蓝牙连接两个采集系统,分别用于监测左脚和右脚的健康数据。用户在小程序中实时查看数据。以下是以右脚为例的详细说明,如图 8 所示,小程序的显示界面呈现了右脚的健康监测数据。



图 8 小程序数据显示界面

Fig. 8 Mini program data display interface

小程序通过调用高德地图服务^[17],系统成功获取并显示了用户的当前位置和经纬度信息。小程序界面上的用户当前位置如图 9。当跌倒事件发生时,系统及时在用户界面上弹出了预警信息。在用户未取消警报的情况下,系统自动向预设的紧急联系人发送了包含详细事件描述的短信,确保了用户在紧急情况下能够得到及时帮助。实现跌倒预警的界面如图 10 所示。



图 9 位置与状态

Fig. 9 Position and status

2.3 云边协同服务系统

系统的云服务部分采用了阿里云服务器和 Flask 框架构建^[18]。通过云服务系统,用户的传感器数据可以实时上传至云端,进行集中处理和存储,为后续的跌倒检测算法提供高效的支持。

在云边协同服务系统中,边缘计算部分负责本地的实时监测任务。具体来说,本地使用多级阈值法对传感器数据进行初步分析和判断,以实时检测潜在的跌倒事件。该



图 10 跌倒预警

Fig. 10 Fall warning

方法能够快速分析本地采集到的传感器数据,通过多级阈值判断初步检测用户是否可能发生跌倒,从而提供快速响应。云端部署了多传感器数据融合的跌倒检测算法。该算法通过整合来自足底压力传感器、MPU 惯性传感器和智能手机传感器的数据,进行更为精确的分析和处理,以提高跌倒检测的准确性。

系统在检测到可能的跌倒事件时,只有当本地多级阈值法和云端的多传感器数据融合算法同时判定为跌倒事件时,系统才最终输出用户发生跌倒的警报。这种云边协同判别策略^[19],有效结合了本地实时监测的快速响应优势和云端高准确性分类的优势,从而提高了跌倒检测的精确性,减少了误报率。系统总体工作流程如图 11 所示。

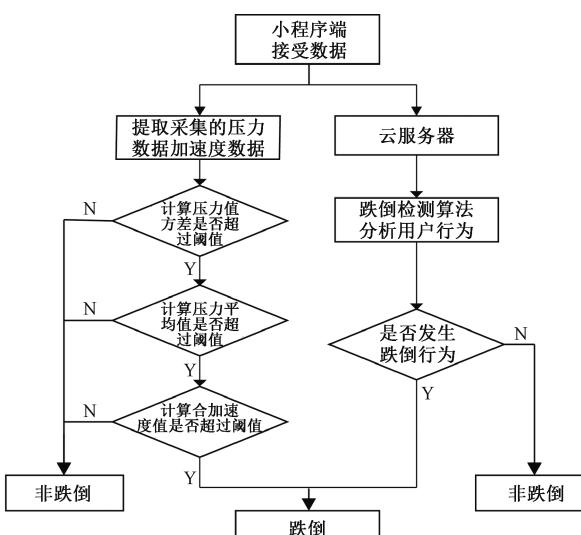


图 11 云边协同联合判别

Fig. 11 Cloud-edge collaborative joint decision

1)本地多级阈值法

采用多级阈值法能够在本地实现初步的跌倒检测。以下是多级阈值法具体内容。

系统每 50 ms 采集一组数据,包括足底压力和加速度数据^[20]。最新的 40 组数据(2 s)构成一个数据窗口,对这些数据进行处理。首先,计算这 40 组数据的压力值方差。如果方差超过预设阈值,表明数据存在异常波动,并继续进行下一步判断。接着,计算上述 40 组数据的压力平均值。如果平均值超过预设压力阈值,继续进行下一步判断。最后,计算惯性传感器中三轴加速度值和智能手机传感器三轴加速度值,如果合加速度值超过阈值,判定为可能发生跌倒事件。

具体的阈值计算方法如下:

$$F = a \times \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N} \quad (1)$$

其中, x_i 表示第 i 个压力值, \bar{x} 是压力数据的平均值, N 是数据组的数量(即 40 组数据), a 是一个系数,用于调整方差阈值的敏感度。 F 表示足底压力方差阈值,其中, $0 < a < 1$ 。

足底压力平均值阈值 Y : $Y = b \times x_{max}$, 其中, $0 < b < 1$ 。 x_{max} 为最新 40 组数据中的最大压力值, b 是一个系数,用于调整阈值的敏感度。

$$Y = b \times x_{max} \quad (2)$$

惯性传感器和智能手机合加速度阈值 A :

$$A = \sqrt[3]{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3)$$

通过上述多级阈值判断,系统能够有效地结合足底压力的方差、压力平均值以及加速度信息,提高跌倒检测的准确性,减少误报率。

2)多传感器数据融合的跌倒检测算法

系统提出了一种基于多模态数据融合的跌倒检测算法。该算法综合利用足底压力传感器、MPU 惯性传感器以及智能手机传感器的数据,结合改进的麻雀搜索算法(SSA)优化 LSTM-Transformer 模型,从而实现高精度的跌倒检测。

在算法中,SSA^[21]用于优化 LSTM-Transformer 模型的超参数及数据融合的权重配置,这种优化策略能够有效提升模型在不同场景下的泛化能力和检测精度。通过融合多种传感器数据,该算法能够捕捉更丰富的运动信息和行为特征,增强对跌倒事件的识别能力。

该多传感器数据融合算法部署在云端,与本地多级阈值法相结合使用。在本地检测到可能的跌倒事件时,系统将数据上传至云端,云端算法通过综合分析传感器数据进行进一步验证。只有当云端算法确认本地检测为跌倒事件时,系统才会发出最终警报。这样,本地与云端的协同工作,有效结合了快速响应与高精度检测的双重优势,进一步提高了跌倒检测的准确性并减少了误报率。

3 多传感器数据融合与改进的 SSA-LSTM-Transformer 算法

3.1 改进的麻雀搜索算法 (SSA)

改进的麻雀搜索算法 (SSA) 通过引入异构个体理论、记忆机制和不确定性策略, 提高了算法的全局探索能力和局部优化能力, 减少了陷入局部最优的风险。改进后的 SSA 包含以下 4 种角色:

1) 探测者: 负责全局搜索, 探索搜索空间的广阔区域。探测者引入了自适应粒子群优化 (PSO) 机制^[22], 通过速度和位置的动态调整, 提高了全局探索能力。PSO 的惯性权重和学习因子使探测者能够灵活调整搜索方向, 增加了搜索的多样性, 避免过早陷入局部最优。

2) 开发者: 专注于局部优化, 通过结合自适应梯度下降 (ADAM) 和牛顿法, 对已探索的优秀区域进行精细化优化。ADAM 动态调整学习率, 加快了收敛速度, 而牛顿法利用二阶导数信息, 提高了局部优化的精度和稳定性, 能够更准确地逼近局部最优解。

3) 混合个体: 在探测者和开发者之间灵活切换, 依据当前优化阶段和种群状态, 动态选择最适合的搜索策略。混合个体通过评估种群多样性和适应度变化, 调整全局搜索与局部优化的平衡, 确保算法能够有效适应不同的优化需求。

4) 报警者: 负责监控群体的搜索状态, 识别潜在的局部最优陷阱。通过记录和分析种群的行为, 报警者能发出警报并调整个体的搜索路径, 以防止陷入局部最优。

改进 SSA 还引入了记忆机制^[23] 和不确定性策略^[24]。记忆机制允许个体记录历史最佳解, 指导当前的搜索过程; 探测者利用历史信息扩展搜索范围, 开发者提高局部优化精度, 混合个体通过综合记忆信息调整策略。不确定性策略增加了搜索的多样性和广度, 探测者和开发者引入随机扰动以防陷入局部最优, 混合个体根据优化阶段调整不确定性策略, 报警者通过监控个体状态灵活干预搜索路径。

这些改进使得新的 SSA 在复杂搜索空间中展现出更优的性能, 有效平衡了全局搜索与局部优化, 增强了算法的适应性和鲁棒性。

3.2 麻雀搜索算法 (SSA) 优化数据融合权重

传统方法在处理多模态数据时, 往往仅将数据进行简单拼接, 未能充分利用各数据模态的互补性。本研究提出了一种加权融合策略, 并将其与改进的 SSA-LSTM-Transformer 模型结合, 以充分挖掘各模态数据的潜力。

将足底压力数据与 MPU6050 传感器和智能手机传感器的时序特征进行加权融合。具体而言, 特征融合的公式如下:

$$\mathbf{X}_{fusion} = [\mathbf{w}_{mpu} \cdot \mathbf{X}_{mpu}, \mathbf{w}_{phone} \cdot \mathbf{X}_{phone}, \mathbf{w}_f \cdot \mathbf{X}_f] \quad (4)$$

其中, \mathbf{w}_{mpu} 、 \mathbf{w}_{phone} 、 \mathbf{w}_f 分别 MPU6050 数据、智能手机数据和足底压力数据的融合权重。经过加权融合后的特征

向量被输入至 LSTM-Transformer 模型进行处理。通过优化数据融合权重, 模型在不同传感器数据的贡献权衡上达到了最佳平衡, 从而提高了整体检测性能。如图 12 所示。

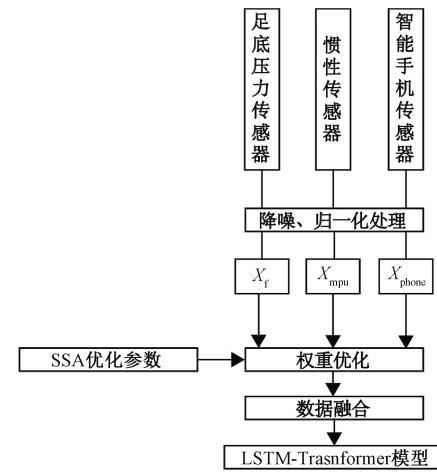


图 12 SSA 优化数据权重

Fig. 12 SSA optimized data weights

3.3 麻雀搜索算法 (SSA) 优化 LSTM-Transformer

LSTM-Transformer^[25] 模型是通过将 LSTM 和 Transformer 模型中的编码器层相结合, 模型不仅能够充分利用 LSTM 对短期变化的敏感性, 还能利用 Transformer 编码器层的自注意力机制来捕捉多模态数据的长期依赖特征。并增强了信息交互。这种结合方法有效整合了不同时间尺度上的信息, 显著提高了跌倒检测的准确性和实时性。

麻雀搜索算法 (SSA) 的引入使得在复杂的高维参数空间中优化 LSTM-Transformer 模型的超参数变得更加高效。SSA 优化的超参数包括 LSTM 和 Transformer 模型的隐藏层维度、Transformer 编码器中多头自注意力机制的头数、Transformer 编码器的层数、丢弃率、学习率、批次大小、传感器 1 权重、传感器 2 权重和传感器 3 权重。上限分别为 256、8、6、0.5、0.001、64、1.0、1.0、1.0, 下限为 10、1、1、0.1、0.000 01、2、0.0、0.0、0.0。通过 SSA 这些超参数的定义范围内找到最佳配置。

在优化过程中, SSA 首先通过异构个体策略生成初始种群, 每个个体对应一组不同的超参数配置和数据融合权重。异构个体策略引入了不同的搜索算法, 增加了种群的多样性, 避免了搜索陷入局部最优。随后, SSA 在每次迭代中利用记忆机制保存当前迭代中表现最优的个体, 并在后续迭代中参考这些个体的信息, 引导其他个体向更优的方向进化。这种机制有效地利用了历史最佳解的信息, 加快了收敛速度。同时, SSA 还采用了不确定性处理策略, 通过引入随机扰动调整策略, 增加搜索过程中的随机性和多样性。这种处理方式有助于个体摆脱局部最优, 探索更广泛的解空间。通过这些改进策略, SSA 能够在定义的超参数范围内, 找到使 LSTM-Transformer 模型性能最佳的

参数配置,如图 13 所示。这些超参数的优化不仅提高了模型的准确性和实时性,还增强了数据的融合能力,有效提高了模型在跌倒检测任务中的表现。

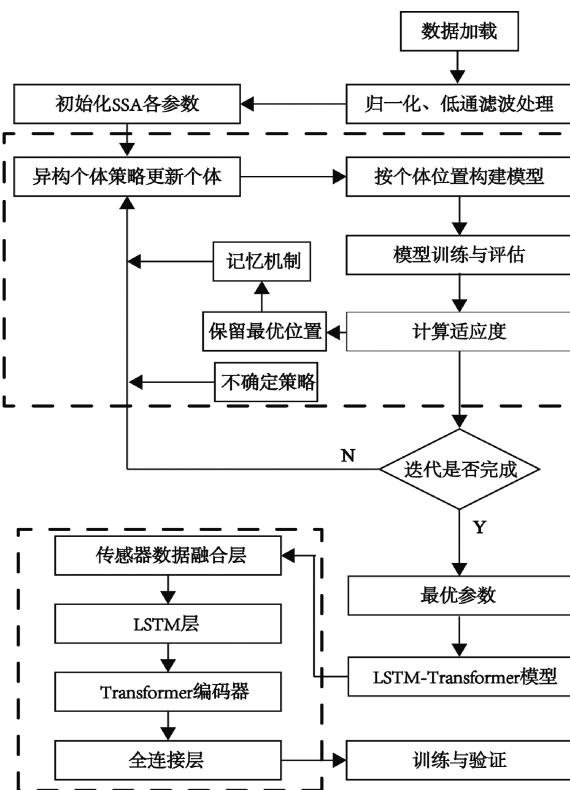


图 13 SSA 优化 LSTM-Transformer 模型

Fig. 13 SSA optimized LSTM-Transformer model

3.4 改进的 SSA-LSTM-Transformer 训练与结果分析

改进的 SSA-LSTM-Transformer 模型的训练过程和实验环境设置如下:实验配备在 Intel i7 处理器和 1650 Ti 显卡的计算机上进行,并使用公开数据集 MobiAct_Database^[26],该数据集划分为训练集、验证集和测试集,比例为 8:1:1,并对数据进行了归一化处理和低通滤波。通过改进的 SSA 算法对模型超参数进行优化,根据设定的参数上下限,寻找最优配置。模型性能通过准确率(Accuracy)和误差值(Loss)进行评估,这些指标用于定量分析模型的分类能力和预测准确性。最终,模型在训练集上的准确率达到了 99.30%,在验证集上的准确率为 99.13% 训练过程中的准确率和损失变化情况分别如图 14 和 15 所示。随着迭代次数的增加,训练集和验证集的准确率逐步提高,损失逐渐降低,表明模型情况良好。

3.5 性能对比

所有模型均在配置了 Intel i7 处理器和 1650 Ti 显卡的计算机上进行实验,以确保计算资源的一致性和结果的可比性。数据集同样经过归一化和低通滤波处理。SVM 模型作为基线模型,用于比较不同算法的性能。LSTM 模型采用了适当的隐藏层维度和层数,调整了学习率和批次

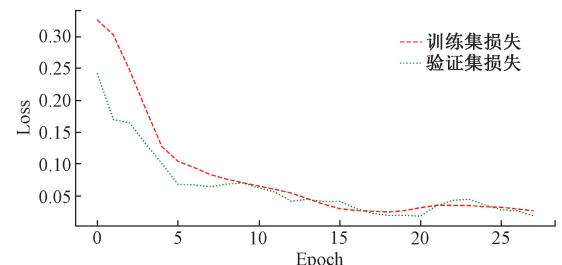


图 14 改进的 SSA-LSTM-Transformer 损失对比

Fig. 14 Comparison of loss for improved SSA-LSTM-Transformer

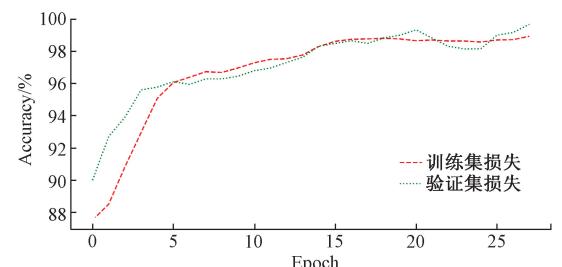


图 15 改进的 SSA-LSTM-Transformer 准确率对比

Fig. 15 Comparison of accuracy for improved SSA-LSTM-Transformer

大小,以优化训练效果。Transformer 模型包含若干编码器层,设置了合理的学习率和批次大小,以确保稳定训练。

LSTM-Transformer 模型结合了 LSTM 和 Transformer 的优势,模型的关键参数经过调整,以平衡短期和长期依赖特征的捕捉,同时控制学习率和批次大小以实现最佳性能。SSA-LSTM-Transformer 模型相比改进的 SSA-LSTM-Transformer 少了数据融合的参数,其他参数上下限相同。同时比较了最新的两个模型 PCNN-Transformer 和 Stacking 融合算法在同一数据集下的性能。

改进的 SSA-LSTM-Transformer 模型在跌倒检测任务中表现良好,在多个评估指标上优于其他算法。从表 1 中数据可以看出,该模型的损失值为 0.020 44,说明其预测误差较低。此外,模型的准确率达到了 99.13%,精度和召回率均为 0.995。这些结果表明,SSA 在超参数优化和数据融合权重调整方面的应用是有效的。通过这些优化,模型的准确性得到了提升,并且在跌倒检测任务中表现出较高的可靠性和稳定性。

4 实验结果分析

在实验准备阶段,为了评估系统的跌倒检测性能,每位实验人员佩戴了智能数据采集设备,包括足底压力传感器、MPU 惯性传感器和智能手机传感器。

传感器放置位图如图 16 所示,薄膜压力传感器贴附于足部,惯性传感器安置于脚踝处,智能手机放置上衣内兜。跌倒示意图如图 17 所示。

实验设备通过上位机系统进行连接和数据同步,确保所有传感器数据能够实时收集并准确传输到系统。

表 1 算法性能对比

Table 1 Comparison of algorithm performance

模型	损失	准确率/%	精度	召回率
SVM	0.087 9	95.51	0.955	0.953
LSTM	0.057 8	95.50	0.956	0.954
Transformer	0.081 5	95.88	0.972	0.971
LSTM-Transformer	0.061 5	96.86	0.966	0.965
SSA-LSTM-Transformer	0.040 2	98.21	0.985	0.985
PCNN-Transformer	—	98.01	0.986	0.984
Stacking 融合算法 ^[27]	—	95.50	—	—
改进的 SSA-LSTM-Transformer	0.020 4	99.13	0.995	0.995



图 16 传感器放置位置

Fig. 16 Sensor placement locations



图 17 跌倒示意

Fig. 17 Fall schematic

实验选取了 10 名志愿者参与测试,其中包括 5 名男性和 5 名女性。志愿者被要求在实验过程中模拟 6 种不同的动作类型:步行、躺下、向前跌倒、向后跌倒、向左跌倒和向右跌倒。每种跌倒实验动作都被设计为有控制地在步行几秒钟后发生,以模拟现实中老人可能的跌倒情景。每位志愿者每种动作重复执行 10 次,以确保实验数据的多样性和充足性,共计进行了 600 次实验。

具体实验步骤如下:

- 1) 步行:志愿者在平坦的地面上以正常速度步行 5 s。
- 2) 躺下:志愿者从站立姿势缓慢躺下,模拟休息的动作。
- 3) 向前跌倒:志愿者步行 5 s 后,突然向前跌倒,模拟因绊倒等原因前倾跌倒的情况。
- 4) 向后跌倒:志愿者步行 5 s 后,突然向后跌倒,模拟因失去平衡而向后倒的情况。

5) 向左跌倒:志愿者步行 5 s 后,突然向左侧跌倒,模拟因失足而侧向跌倒的情况。

6) 向右跌倒:志愿者步行 5 s 后,突然向右侧跌倒,模拟因失足而侧向跌倒的情况。

在每次实验过程中,系统同时记录了本地多级阈值法的判断结果以及云端多传感器数据融合的跌倒检测算法的结果。通过对比这两种检测方法的输出,研究人员能够分析本地阈值法与云端联合判断的性能差异,并评估系统整体的跌倒检测准确性。

实验数据记录在表 2 和 3 中,包含了各动作类型的检测结果、误报率、漏报率、以及本地和云端联合判断的准确性。本地多级阈值判断结果如表 2 所示,云边协同联合判别机制的跌倒检测获得的结果如表 3 所示。

表 2 本地多级阈值判断结果

Table 2 Local multi-level threshold judgment results

动作	实验次数	报警次数	误报/漏报次数	报警准确率/%
步行	100	10	10	90
躺下	100	15	15	85
向前跌倒	100	85	15	85
向后跌倒	100	80	20	80
向左跌倒	100	78	22	78
向右跌倒	100	82	18	82

实验结果表明,系统在检测不同类型的跌倒事件时表现出较高的准确性,云边协同的工作模式有效减少了误报和漏报,显著提升了整体的跌倒检测性能。在共计 600 次的实验中,系统成功检测出 584 次跌倒事件,仅发生 14 次误报和漏报。具体来看,日常活动的检测准确率达到了 99.5%,而跌倒行为的检测准确率为 96.75%。整体误报率为 1.5%,总检测准确率达到了 97.67%。这些结果表明,该系统能够有效地检测到大多数跌倒事件,且误报率较低,为智能看护提供了可靠的技术支持。相比其他系

表3 云边协同联合判断结果

Table 3 Cloud-edge collaborative joint judgment results

动作	实验次数	报警次数	误报/漏报次数	报警准确率/%
步行	100	0	0	100
躺下	100	1	1	99
向前跌倒	100	98	2	98
向后跌倒	100	98	2	98
向左跌倒	100	96	4	96
向右跌倒	100	98	5	95

统,如 MEMS 实时跌倒检测系统^[28]、带定位功能的跌倒检测系统^[29]、以及 STM32 单片机控制的老年人跌倒警报系统^[30],本系统不仅在跌倒行为的检测准确率上有了明显提升,还进一步降低了整体的误报率,展现了较为显著的优势。

5 结论

本文研究了一种基于多传感信息融合的智能跌倒监测系统,主要结论如下:

系统软硬件集成与功能实现:系统基于 ESP32 微处理器,结合智能手机内置传感器、MPU6050 传感器及 MY2901 薄膜压力传感器,进行多源数据采集。通过小程序界面,系统实现了健康数据的实时显示和监测预警功能,同时集成了高德地图服务,用于实时查看被监护人的位置和状态信息。系统还具备跌倒事件的即时短信报警功能,确保被监护人能够及时获得帮助。

提出了基于本地和云端结合的跌倒检测算法:为提高跌倒检测的准确性和实时性,本文提出了一种基于本地多级阈值算法和改进的 SSA 优化的 LSTM-Transformer 联合判别跌倒检测算法。通过云边协同的计算方式,该算法有效融合了多传感器数据,并利用数据融合权重来提升检测的精度和响应速度。

系统性能与实验验证:实验结果表明,所提出的智能跌倒监测系统在跌倒检测的准确率方面达到了 97.67%。这一结果验证了系统在实际应用中的有效性和可靠性,能够为老年人及其他需要健康监测的人群提供高效、可靠的技术支持。

总体而言,本研究通过软硬件结合和算法优化,显著提升了跌倒检测系统的准确性和实时响应能力,为未来更复杂的健康监测需求提供了良好的基础。未来的研究可以进一步优化算法,增强系统的适应性,以应对更加多样化的应用场景。

参考文献

[1] 葛延风,王列军,冯文猛,等. 我国健康老龄化的挑战与策略选择[J]. 管理世界, 2020, 36(4): 86-96.

GE Y F, WANG L J, FENG W M, et al. The challenge and strategy of healthy aging in China[J]. Journal of Management World, 2020, 36(4):86-96.

[2] YU X, KOO B, JANG J, et al. A comprehensive comparison of accuracy and practicality of different types of algorithms for pre-impact fall detection using both young and old adults[J]. Measurement, 2022, 201: 111785.

[3] SOUSA 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, 2022, 22(2): 1738-1745.

[4] KAUR P, WANG Q, SHI W. Fall detection from audios with audio Transformers[J]. Smart Health, 2022, 26: 100340.

[5] YANG Y, YANG H, LIU Z, et al. Fall detection system based on infrared array sensor and multi-dimensional feature fusion[J]. Measurement, 2022, 192: 110870.

[6] JIAO S, LI G, ZHANG G, et al. Multimodal fall detection for solitary individuals based on audio-video decision fusion processing[J]. Heliyon, 2024, 10(8): e29596.

[7] 程世通,张李辉,楚遵恒,等. 基于视觉识别和多传感器的跌倒检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(8): 91-94.

CHENG SH T, ZHANG L H, CHU Z H, et al. Fall detection system design based on visual recognition and multi-sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(8):91-94.

[8] 李玲艺,潘巨龙,项睿涵,等. 基于双向 LSTM 神经网络的可穿戴跌倒预警研究[J]. 传感技术学报, 2024, 37(5): 849-856.

LI L Y, PAN J L, XIANG R H, et al. Research on wearable fall prediction based on Bi-Directional LSTM[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(5):849-856.

[9] AL-QANESS M A A, DAHOU A, ABD ELAZIZ M, et al. Human activity recognition and fall detection using convolutional neural network and transformer-based architecture[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 95: 106412.

[10] WANG T, WANG B, SHEN Y, et al. Accelerometer-based human fall detection using sparrow search algorithm and back propagation neural network[J]. Measurement, 2022, 204: 112104.

[11] 郭奕裕,谢珩,陈福利,等. 基于低功耗蓝牙的足底压力采集系统设计[J]. 电子测量技术, 2020, 43(1): 90-93.

GUO Y Y, XIE H, CHEN F L, et al. Design of plantar pressure acquisition system based on bluetooth low energy[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(1):90-93.

[12] DAO M S, NGUYEN-GIA T A, MAI V C. Daily human activities recognition using heterogeneous sensors from smartphones [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 111: 323-328.

[13] 孙东杰,宋爱国. 基于传感阵列的动态足底压力分布测量系统[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(6): 83-91.

SUN D J, SONG AI G. A dynamic plantar pressure distribution measurement system based on sensor array[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(6):83-91.

[14] MONTANINI L, CAMPO A D, PERLA D, et al. A footwear-based methodology for fall detection [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(3): 1233-1242.

[15] 曲明亮. 基于智能穿戴鞋垫的人体姿态分析系统设计与研究[D]. 北京:北京信息科技大学, 2021.

QU M L. Design and research of a human posture analysis system based on smart wearable insoles[D]. Beijing: Beijing Information Science & Technology University, 2021.

[16] 谢家兴,梁高天,高鹏,等. 基于微信小程序的语音频谱分析实验教学系统设计[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(7): 7-12.

XIE J X, LIANG G T, GAO P, et al. Design of speech spectrum analysis experimental teaching system based on WeChat applet[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(7):7-12.

[17] 赵红英,张建伟,冯媛,等. 基于物联网技术的智慧健康监测系统设计与实现[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(15): 157-162.

ZHAO H Y, ZHANG J W, FENG Y, et al. Design and implementation of intelligent health monitoring system based on internet of things technology [J]. *Modern Electronics Technique*, 2024, 47 (15): 157-162.

[18] 龙泽昊,张添源,许伟,等. 基于 Android 的农田干旱遥感动态监测系统研制[J]. *国土资源遥感*, 2021, 33(2): 256-261.

LONG Z H, ZHANG T Y, XU W, et al. Development of farmland drought remote sensing dynamic monitoring system based on Android [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2021, 33(2): 256-261.

[19] 徐玲艳,陆艺,赵静. 基于边云协同的数控机床故障诊断联邦学习研究[J]. *计量学报*, 2024, 45(6): 873-880.

XU L Y, LU Y, ZHAO J. Research on federated learning of numerical control machine fault diagnosis based on edge cloud cooperation[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2024, 45(6):873-880.

[20] 陈子萱,林永熠,卢韵洁,等. 基于三轴加速度计对阈值跌倒识别算法的优化[J]. *电子制作*, 2024, 32(6): 25-28.

CHEN Z X, LIN Y Y, LU Y J, et al. Optimization of threshold fall detection algorithm based on triaxial accelerometer[J]. *Practical Electronics*, 2024, 32(6): 25-28.

[21] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.

[22] 艾福强,包建东,刘正权. 基于粒子群优化模糊 PID 控制的多足式真空吸附机器人控制方案设计[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(2): 67-72.

AI F Q, BAO J D, LIU ZH Q. Design of multi legged vacuum adsorption robot control scheme based on PSO-fuzzy PID control [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(2):67-72.

[23] 罗美露,余磊,张海剑. 引入多状态记忆机制的迭代软阈值学习算法[J]. *信号处理*, 2021, 37(4): 640-649.

LUO M L, YU L, ZHANG H J. Learned iterative soft-thresholding algorithm with multi-state memory mechanism[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(4):640-649.

[24] 张稚荷,周凯红,朱梦岩. 基于改进 SSA 优化 PID 的下肢康复机器人控制 [J]. *现代电子技术*, 2024, 47(13): 153-159.

ZHANG ZH H, ZHOU K H, ZHU M Y. Lower limb rehabilitation robot control based on PID optimized by ISSA [J]. *Modern Electronics Technique*, 2024, 47(13):153-159.

[25] 翁鸣昊,项兴华,陈俊涛,等. 基于 LSTM 与 Transformer 的大坝变形预测研究[J]. *中国农村水利水电*, 2024(4): 250-257.

WENG M H, XIANG X H, CHEN J T, et al. Dam deformation prediction research based on LSTM and Transformer [J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2024(4):250-257.

[26] DAO M S, NGUYEN-GIA T A, MAI V C. Daily human activities recognition using hetero-geneous sensors from smartphones [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 111: 323-328.

[27] 何坚,杨佳现. 智能手机多传感器融合的人体活动识别技术 [J]. *北京工业大学学报*, 2020, 46 (11): 102 ·

1222-1229.

HE J, YANG J X. Human activity recognition technology based on multi-sensor fusion of smart phones [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2020, 46(11):1222-1229.

[28] 徐甲栋,陈强,徐一雄,等.基于MEMS传感器的实时跌倒检测系统设计[J].传感器与微系统,2022,41(7):77-80.

XU J D, CHEN Q, XU Y X, et al. Design of real time fall detection system based on MEMS sensor[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(7):77-80.

[29] 贾岩岩,李和,骆紫琪,等.带定位功能的老年人跌倒检测报警系统设计与实现[J].电子制作,2024,32(15):3-6,36.

JIA Y Y, LI H, LUO Z Q, et al. Design and implementation of a fall detection and alarm system with positioning functionality for the elderly [J]. Practical Electronics, 2024, 32(15):3-6,36.

[30] 朱敏,信艺阳,赵阳光,等.基于STM32单片机控制的老年人跌倒警报系统[J].大学物理实验,2023,36(5):72-76.

ZHU M, XIN Y Y, ZHAO Y G, et al. Fall alarm system for the elderly based on STM32 microcontroller control [J]. Physical Experiment of College, 2023, 36(5):72-76.

作者简介

孙巍伟,副教授,主要研究方向为机电设备状态监测与机器人技术。

梁毅玮(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为嵌入式开发。

E-mail:1036380612@qq.com