参赛学生姓名:	CIL
中学: 北京师范大学附属实验中学	0/1
省份: 北京市	N.
国家/地区: 中国	
指导老师姓名: 马静	

指导老师单位:北京师范大学附属实验中学

论文题目: 基于下肢表面肌电信号深度学习 建立的跌倒风险评估模型与外部助力系统在 老人跌倒预防中的应用

# 基于下肢表面肌电信号深度学习建立的跌倒风险评估模型与外部助力系统在老人跌倒预防中的应用

颜梓卿

## 摘 要

随着人口老龄化的加剧,老年人意外跌倒已成为严重的公共健康问题,亟需 有效的预测与防护手段。现有的防跌倒方法主要基于惯性传感器的步态分析以 及计算机视频的动作检测,存在预测滞后、误报率高、缺乏主动干预等问题,并 且无法体现与跌倒直接相关的肌肉控制与生理状态。因此, 本研究立足于老年人 因肌肉功能退化导致的跌倒风险, 融合生物医学与工程技术, 提出并实现了一种 基于下肢表面肌电信号的轻量化低成本的AI跌倒风险评估模型与外部主动助力 干预系统。该系统通过表面肌电传感器采集老年人下肢关键肌群在行走过程中 的肌电信号,结合具有高泛化能力的长短期记忆网络(LSTM)进行时序建模, 并引入注意力机制(Attention)以聚焦关键肌肉通道,利用卡尔曼滤波优化输出 稳定性,实现对跌倒风险的前瞻性识别。实验结果显示,该模型在跌倒风险识别 中的准确率超过90%,能够有效区分正常步态与跌倒前兆。外部助力装置采用舵 机与伺服减速电机相结合的方式,在检测到风险时快速锁止或提供支撑,实现主 动防护。实验结果表明,系统平均响应延迟约 368ms,跌倒场景干预成功率达到 75%, 在用户调查中获得平均满意度 4.3/5, 并且整体成本控制在万元以内, 验证 了其实时性、可行性与应用潜力。与市面主流的高成本外骨骼方案相比,本系统 基于下肢肌电信号, 从运动控制的生理机制层面实现跌倒风险预测与主动干预, 同时还大幅降低了硬件成本, 具有较强的适用性与经济性, 为老年人跌倒防控提 -体化方案,也为智能养老设备研发提供了新的技术范式。

**关键词**:下肢表面肌电信号(sEMG),深度学习,卡尔曼滤波,跌倒风险评估与干预:外部助力系统

#### **Abstract**

With the intensification of population aging, accidental falls among the elderly have become a serious public health issue, necessitating effective prediction and prevention methods. Existing fall prevention approaches primarily rely on inertial sensor-based gait analysis and computer vision-based motion detection, which suffer from delayed prediction, high false alarm rates, a lack of proactive intervention, and an inability to reflect muscle control and physiological states directly related to falls. Therefore, this study focuses on the risk of falls caused by age-related muscle degradation and integrates biomedical and engineering technologies to propose and implement a lightweight, low-cost AI-based fall risk assessment model and an external active assistance intervention system using lower-limb surface electromyography (sEMG) signals. The system collects sEMG signals from key lower-limb muscle groups during walking through surface EMG sensors, employs a long short-term memory (LSTM) network with high generalization capability for temporal modeling, incorporates an attention mechanism to focus on critical muscle channels, and utilizes Kalman filtering to optimize output stability, enabling proactive identification of fall risk. Experimental results show that the model achieves over 90% accuracy in fall risk recognition, effectively distinguishing normal gait from pre-fall patterns. The external assistance device combines steering gears and servo reduction motors to quickly lock or provide support upon risk detection, enabling active protection. Tests indicate an average system response delay of approximately 368ms, a 75% success rate in fall scenario interventions, an average user satisfaction rating of 4.3/5, and an overall cost controlled within 10,000 RMB, demonstrating its real-time performance, feasibility, and application potential. Compared to mainstream high-cost exoskeleton solutions, this system leverages lower-limb sEMG signals to achieve fall risk prediction and active intervention at the physiological level of motor control while significantly reducing hardware costs. It offers strong applicability and economic efficiency, providing an integrated solution for fall prevention in the elderly and a new technical paradigm for the development of smart elderly care devices.

**Keywords:** Lower-limb surface electromyography (sEMG); Deep learning; Kalman filtering; Fall risk assessment and intervention; External assistance system

## 目 录

第1章 引言	.1
1.1 研究背景	1
1.2 现有技术分析	2
1.3 研究内容与技术路线	3
第 2 章 理论基础与关键技术	4
2.1 表面肌电信号(sEMG)特征与分析方法	4
2.1.1 sEMG 产生机制与优势	4
2.1.2 sEMG 的分析方法	5
2.1.3 sEMG 应用的局限性	5
2.2 深度学习与卡尔曼滤波	5
2.2.1 长短期记忆网络(LSTM)	5
2.2.2 卡尔曼滤波	6
第3章 肌电信号采集与特征分析	7
3.1 肌电信号采集方案	7
3.1.1 采集装置与信号传输	7
3.1.2 核心采集部位选择	8
3.1.3 标准化采集方法	
3.2 肌电信号采集实验	9
3.2.1 实验对象	
3.2.2 实验场景	. 10
3.3 信号预处理	. 12
3.4 特征分析与数据集构建	. 14
3.4.1 时域特征分析	. 14
3.4.2 频域特征分析	. 15
3.4.3 数据集划分	. 17
第4章 深度学习预测模型开发	. 19
4.1 算法选择	. 19
4.2 模型评估与优化	. 19
4.2.1 训练结里评估	10

4.2.2 注意力机制
第 5 章 外部助力系统的设计与实现
第 6 章 外部助力系统的测试与结果
6.2 系统测试反馈
第7章 讨论与展望       34         7.1 创新性与技术优势       34         7.2 研究局限性       34         7.3 未来展望       35
第 8 章 结论
致谢

## 第1章 引言

## 1.1 研究背景

意外跌倒是老年人群体中最为常见且严重的公共健康问题之一。流行病学数据显示,约有 30%—40% 的 65 岁及以上老年人每年至少经历一次跌倒,其中约 20% 的跌倒会导致严重损伤,如骨折、颅脑外伤等[1]。跌倒不仅是老年人伤残和死亡的主要原因之一,还会带来巨大的社会和经济负担。相关研究表明,在欧美国家,跌倒相关医疗费用已占老年人总医疗支出的 5%—10%,而在中国,随着老龄化程度加剧,跌倒所致的住院、康复与长期护理需求亦呈快速上升趋势。

值得注意的是,跌倒并非单纯的平衡功能减退结果,其核心内在诱因与肌肉衰减症(Sarcopenia)密切相关。作为一种年龄相关的退行性疾病,肌肉衰减症在老年人群中发病率极高:据国际肌肉衰减症工作组(EWGSOP)数据显示,60岁以上人群肌肉衰减症患病率约为5%—13%,70岁以上人群增至11%—50%,80岁以上人群更是超过50%,且女性患病率略高于男性[2]。在中国,60岁以上社区老年人肌肉衰减症患病率已达8.9%—38.8%,农村地区因体力活动减少、营养摄入不足等因素,患病率显著高于城市[3]。

从病理机制来看,肌肉衰减症通过三重路径加剧跌倒风险:其一,肌肉量每年约流失 1%-2%[4],尤其是下肢股四头肌、腘绳肌等核心肌群,使老年人蹬地力量下降,行走时步幅缩短、步态不稳;其二,肌肉力量衰退速度远超肌肉量流失速度,握力、膝关节伸力等指标下降直接削弱身体平衡调节能力,当遇到地面轻微颠簸或重心偏移时,无法快速调整姿势;其三,肌肉功能退化伴随神经肌肉协调性降低,导致反应迟缓,正常成年人遇到突发失衡时反应时间约 0.2-0.3 秒,而合并肌肉衰减症的老年人反应时间可延长至 0.5 秒以上,大幅增加跌倒概率,更易发生髋部骨折、腰椎压缩性骨折等严重损伤,术后康复周期较无肌肉衰减症老年人延长 40% 以上[5]。

因此,老年人的肌肉状态与跌倒风险存在明确关联,但现有跌倒预测与防护技术未充分重视这一核心生理机制,以老年人肌肉功能层面入手开发新型预测干预系统,对提升老年人跌倒防护效果,从而保障老年人健康、减轻社会照护负担具有重要意义。

## 1.2 现有技术分析

当前主流跌倒预测技术主要分为以下两类:

基于惯性传感器的可穿戴设备。研究人员普遍采用加速度计、陀螺仪等可穿戴传感器,对老年人在行走、上下楼梯、转身等日常活动中的运动学数据进行采集与分析。这些方法能够通过检测步速、步幅、加速度变化和角速度等特征,识别出异常步态模式,并在一定程度上预测潜在的跌倒风险[6]。其优势在于设备轻便、适合长期佩戴,且能在日常生活环境中实现连续监测。然而,这类方法普遍存在预测滞后的问题,即往往在跌倒发生的瞬间或临近阶段才触发预警,留给外部干预的反应时间有限[7]。此外,可穿戴设备的依从性较低,受位置偏移和佩戴习惯影响较大,信号可靠性存在不确定性。

基于计算机视觉的环境监测。此类方法依靠安装在室内或医疗环境中的摄像 头与深度传感器,结合人体姿态估计与轨迹分析算法,对动作进行识别并预测跌 倒事件[8]。其优点在于用户无需佩戴设备,能够实现非接触式监测。然而,计算 机视觉方法受光照、遮挡和摄像头视角限制显著,准确性难以保证。同时,基于 外部影像的分析无法直接反映个体的肌肉控制与生理状态,导致误报率较高[9]。 更为重要的是,这类方法普遍缺乏主动干预能力,往往只能在跌倒已发生后进行 提示或求助,实用价值受到限制。

这些技术局限性所带来的"防护无力感",我在家人身上有着极为深切的体会,我的祖母曾先后在日常行走中遭遇两次意外跌倒,分别给右腿做了股骨骨折内固定术(俗称打钢钉),给左腿做了人工股骨头置换术。在术后康复过程中,祖母因肌肉力量严重衰减,无法完成基础的康复训练动作,产生了严重的焦虑情绪,甚至对日常活动产生恐惧,极大的加重了家庭的照护压力与精力负担。正是这段

亲身经历让我深刻意识到:跌倒防控不能仅聚焦"跌倒行为"本身,更需要关注肌肉运动的实时变化。

#### 1.3 研究内容与技术路线

本研究聚焦老年人因肌肉力量下降,运动协调性减弱等关键因素导致的跌倒 预防,提出基于下肢肌电信号的跌倒风险预测与干预系统,核心内容包括:

- (1) 肌电信号采集与特征分析:设计多通道表面肌电信号采集方案,通过带通滤波、分段标准化消除噪声与个体差异,提取跌倒与肌肉衰减相关特征;
- (2) 跌倒风险预测模型构建:融合 LSTM、注意力机制与卡尔曼滤波,实现肌肉活动时序模式识别与稳定风险输出;
- (3) 外部助力系统: 开发外骨骼式助力装置,建立"风险预测 主动干预"联动机制;
- (4) 系统性能验证:通过实验测试系统响应延迟、干预成功率,结合用户反馈与成本分析评估实用性。

如图 1 所示,本研究整体技术路线为信号采集(锚定特征)— 风险预测(聚焦肌肉异常)— 外部助力(跌倒防控),完成从肌肉运动状态评估到跌倒干预的全流程。

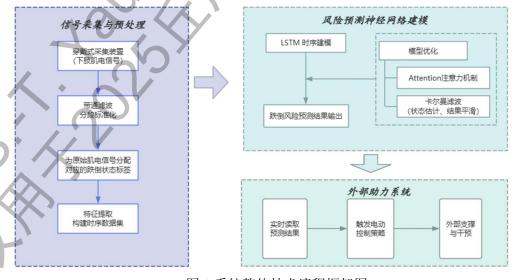


图 1.系统整体技术流程框架图

## 第2章 理论基础与关键技术

## 2.1 表面肌电信号(sEMG)特征与分析方法

#### 2.1.1 sEMG 产生机制与优势

肌电信号(Electromyography,EMG)主要来源于运动神经对骨骼肌纤维的支配活动。当神经末梢释放乙酰胆碱作用于肌纤维膜上的受体时,膜电位发生去极化,继而产生动作电位。动作电位沿着肌纤维双向传播,触发钙离子释放并引起肌丝滑动,从而完成一次肌肉收缩。在这一过程中, $Na^+$ 的快速内流和  $K^+$ 的外流共同决定了动作电位的幅值与持续时间,其时间尺度一般为数毫秒,空间覆盖范围则局限于数毫米至数厘米,大量肌纤维动作电位的叠加与相互干扰,最终形成了复杂的表面肌电信号(sEMG)。

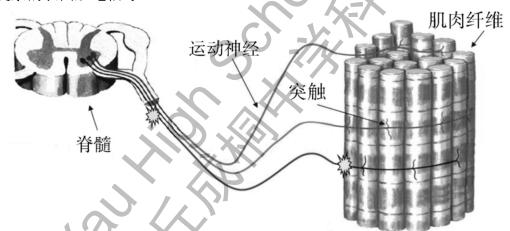


图 2. 表面肌电信号的产生

sEMG 包含丰富的运动控制信息,其幅值和频谱特性能够表征肌肉力量、协调性和平衡能力等关键生理状态。已有临床证据表明,当老年人下肢肌群力量不足或神经肌肉控制减弱时,sEMG 的幅值下降、中值频率(MF)降低等特征往往先于实际跌倒行为出现,可以为跌倒风险预测提供了前瞻性依据[10]。sEMG 通过皮肤表面电极采集得到,其幅值通常在几十微伏到数毫伏之间,频率范围集中在20-500 Hz。与针电极相比,sEMG 不会对肌肉造成损伤;与外部动作信号相比,

sEMG 能够更直接地反映肌肉群的收缩状态与神经控制特性,因而在运动功能评估、康复训练和辅助设备控制中得到广泛应用[11]。

#### 2.1.2 sEMG 的分析方法

sEMG 的分析方法主要包括时域、频域和时频域特征提取。时域特征(如均方根 RMS、平均绝对值 MAV)能够反映肌肉收缩强度; 频域特征(如功率谱密度 PSD、平均功率频率 MPF)可用于评估肌肉疲劳过程; 而短时傅里叶变换(STFT)与小波变换等时频域方法则能够捕捉信号的动态变化模式[12]。这些特征被广泛应用于运动模式识别与康复评估。

本研究选取了时域特征(RMS、iEMG),频域特征(MF 和 MPF)作为核心特征进行分析,用于验证不同状态下肌电信号的变化是否与跌倒发生存在显著关联,从而为后续模型设计提供生理依据。

#### 2.1.3 sEMG 应用的局限性

sEMG 的应用也面临若干挑战。首先,信号极易受到运动伪影、电极接触状态和个体差异等因素影响,噪声干扰较大;其次,传统的分类算法在跨个体和跨场景应用中泛化能力不足,不同个体在年龄、性别、肌肉力量、步态习惯等方面存在显著差异,导致训练好的模型在跨个体、跨场景的应用中往往精度显著下降,例如,同一模型在健康人群与存在平衡障碍的老年人之间预测性能差距较大;在室内、室外或不同地面环境下,传感器信号特征也会发生变化,从而进一步影响模型的鲁棒性[13]。

## 2.2 深度学习与卡尔曼滤波

#### 2.2.1 长短期记忆网络(LSTM)

长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)作为循环神经网络(RNN)的改进型,通过输入门、遗忘门、输出门的门控机制,解决传统 RNN 处理长序列时的梯度消失问题,可有效捕捉肌电信号中的长期依赖关系。对于肌肉衰减相关sEMG,遗忘门能保留肌力不足的长期特征,输入门可捕捉突发失衡的短时异常,

输出门整合两类特征生成时序表征,适配"肌肉激活模式 - 跌倒风险"的关联建模需求。

## 2.2.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是一种递归最优估计算法,通过状态转移方程与观测方程,结合历史观测值(过往肌电特征)与当前预测值(LSTM 输出),实现动态系统状态的平滑估计。针对 sEMG 易受运动伪影、电极接触噪声干扰的问题,卡尔曼滤波可滤除瞬时波动,修正因肌肉衰减导致的步态短期波动,输出稳定的跌倒风险概率,降低误报与漏报率。

## 第3章 肌电信号采集与特征分析

## 3.1 肌电信号采集方案

本研究采用穿戴式肌电采集装置,收集老年受试者在平地行走过程中的下肢表面肌电信号(sEMG),具体采集方案如下。

#### 3.1.1 采集装置与信号传输

本研究使用的穿戴式肌电采集装置搭载多通道 sEMG 传感器(见图 3),以 1000Hz 采样率对信号进行采集,该采样频率具备双重优势,一方面可以精确捕捉 老年人运动过程中的正常肌肉收缩模式,完整还原步态周期内的肌肉活动规律; 另一方面能够灵敏识别下肢肌肉激活过程中的微弱波动。采集到的 sEMG 信号通过导联线实时传输至上位机,确保数据无延迟与丢失。



图 3. sEMG 多通道传感器实物图

#### 3.1.2 核心采集部位选择

信号采集的核心部位需聚焦老年人肌肉力量流失最显著的核心支撑肌群(图4 所示),包括:胫骨前肌-维持足背屈,防止足下垂,衰减导致该肌激活延迟;腓肠肌-承担行走支撑与蹬地发力,衰减后易引发支撑力不足;股内外侧肌与股直肌-为膝关节伸展关键肌群,衰减致稳定性下降;股二头肌-膝关节屈曲核心肌,衰减易破坏步态时序同步性[14]。



图 4. 下肢主要肌肉位置

如表 1 所示,本研究共选取了 8 个通道进行肌电采集,分别对应胫骨前肌、腓肠肌、股四头肌及腘绳肌等下肢主要肌群。这些肌肉在步态过程中承担了踝关节背屈、足底支撑及膝关节屈伸等关键功能,为后续信号分析与跌倒风险建模奠定了基础。

表 1. 采集通道号与下肢肌肉名称对应表

	通道号(Channel)	下肢肌肉名称
		胫骨前肌(Tibialis Anterior Muscle)
	2	腓肠肌内侧头(Medial Head Of The Gastrocnemius Muscle)
	3	腓肠肌外侧头(Lateral Head Of The Gastrocnemius Muscle)
<u> </u>	4	股内侧肌(Vastus Medialis Muscle)
	5	股外侧肌(Vastus Lateralis Muscle)
	6	股直肌(Rectus Femoris Muscle)
	7	股二头肌(Biceps Femoris Muscle)
	8	半腱肌(Semitendinosus Muscle)

#### 3.1.3 标准化采集方法

皮肤清洁: 在采集开始前使用 75% 乙醇棉球清洁受试者上述核心肌群皮肤, 避免皮肤阻抗导致肌电信号幅值差异。

电极粘贴规范: 让受试者充分暴露双下肢目标肌群,在每块肌群粘贴两个表面电极,电极中心间距约为 2cm,且电极排列方向与肌纤维长轴保持平行;同时在目标肌群外侧约 10cm 处放置参考电极,这种布局可减少位置偏差对肌肉微弱信号的干扰(见图 5)。

环境温度:温度环境温度需保持在 25-28℃,避免温度过低或过高导致肌肉 紧张或皮肤表面出汗等问题。

静息准备:在正式采集实验开始前要求受试者至少保持2分钟以上的静息状态,尤其针对高龄受试者,静息阶段可缓解轻微活动引发的肌肉疲劳,确保获取稳定的肌肉功能基线信号。



图 5. 电极粘贴示意图

## 3.2 肌电信号采集实验

#### 3.2.1 实验对象

本研究招募50岁以上人群作为实验对象,该年龄段为肌肉衰减症高发人群,可确保样本具备肌肉衰减症研究的人群代表性。所有受试者在实验前均被详细告

知研究目的、实验步骤及可能风险,确认实验对其无伤害性,并在充分理解后签署知情同意书自愿参加本研究。

#### 纳入标准:

- (1) 年龄在 50-80 岁之间覆盖肌肉衰减症从"早期轻度衰减"到"中重度衰减" 的高发年龄区间;
- (2) 能够自然行走,下肢及足部各关节活动正常,排除关节疾病对肌肉功能评估的干扰
- (3) 实验前 2 小时内未进行剧烈运动,避免运动疲劳掩盖肌肉衰减导致的固有功能缺陷。

#### 排除标准:

- (1) 存在病理步态的个体,排除脑瘫、帕金森等疾病导致的非肌肉衰减性步态 异常;
- (2) 足部或下肢疾病患者(如关节炎、糖尿病足)避免疾病引发的疼痛或功能 障碍干扰肌肉激活模式:
- (3) 有下肢或足部外伤史,排除外伤后遗症导致的肌肉功能异常,减少样本混杂因素;
- (4) 存在心理或精神异常者,确保受试者能配合完成实验任务,避免因指令理解偏差导致的步态不规范。

经过筛选后最终共纳入 18 名受试者,其中男性 10 名,女性 8 名;年龄范围 53-78 岁,体质量 55-80kg,身高 1.60-1.82m,其中个别人有过近期跌倒经历,但 没造成二次伤害。

## 3.2.2 实验场景

本研究聚焦老年人常见运动状态,采用单一样本设计,在可控环境中采集受试者不同运动场景下的下肢肌电信号。实验操作流程如下:受试者需佩戴表面肌电电极,依据预设任务在跑步机上完成指定动作,所有肌电信号通过导联线实时传输至上位机,由 Python 程序完成数据存储与初步处理。

日常行走场景:作为老年人最高频运动状态,同时也是肌肉力量不足引发步态不稳、进而导致跌倒的核心场景,本场景设置如下:受试者以 3-4km/h 的速度在跑步机上自然步行,单次运动持续约 30 秒,共完成 3 次独立测试。本场景已完成两类关键数据采集:一是正常步态下的下肢肌电信号(见图 6),形成正常模式样本;二是通过引导受试者主动放松下肢肌肉,诱导下肢无力症状,以此模拟摔倒状态下的信号,构建异常模式样本。两类样本形成有效对比,为后续模型训练与验证提供了可靠的数据支撑。



图 6. 日常步行模拟场景

上下楼梯场景:上下楼梯运动对下肢肌肉功能要求更高,需肌肉提供更大支撑力与爆发力,如股四头肌需克服身体重力完成膝关节伸展动作,老年人因肌肉衰减在该类运动中力量缺陷更为显著,跌倒风险远高于日常行走。此场景已完成受试者正常上、下楼梯状态下的肌电信号采集,可基于此数据深入分析受试者在高负荷运动场景下的肌肉功能代偿机制(见图7)。



图 7. 上下楼梯模拟场景

需特别说明的是,考虑到老年受试者在真实楼梯环境中进行跌倒模拟,下肢 支撑力不足可能引发真实跌倒,存在较高安全风险,因此本阶段暂未开展该场景 下的跌倒相关数据采集。

## 3.3 信号预处理

本次采集实验中,采集板输出的原始表面肌电信号 (sEMG) 保留了完整的频谱(图 8 所示),包含噪声和高频成分,能够较为真实地反映肌肉电活动的瞬时变化,更适合作为建模分析的基础数据。

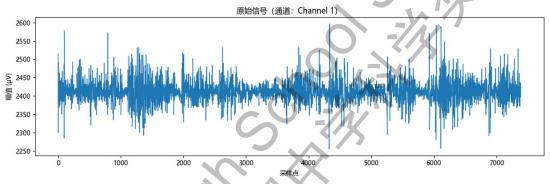
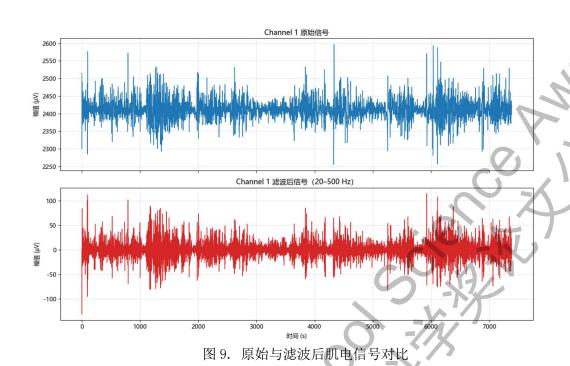


图 8. 原始表面肌电信号图

带通滤波: 老年人因肌肉纤维数量减少, sEMG 表现出低振幅、不规则波动和时序延迟的典型特征, 为了避免对后分析造成影响, 本研究首先对原始信号进行带通滤波, 滤波范围设定为 20-500Hz, 以去除直流漂移和高频干扰, 同时完整保留主要肌电频段, 为后续频域分析(如 MPF、MF 计算)保留精准的信号基础(图 9 所示)。



分段标准化:老年人因个体肌肉流失程度、营养状况、运动能力的差异,其 sEMG 幅值差异显著,为解决这一问题,本研究采用滑动窗口分段标准化。

先将滤波后的信号按固定长度的窗口切分,如 200 点/200ms,窗口时长适配 肌肉收缩的缓慢节奏,避免因窗口过短丢失收缩的动态信息,然后在每个窗口内 分别计算均值和标准差,将该段信号转换为零均值、单位方差。如图 10 所示该处 理方式的优势在于: 既能保持信号的时序信息,又能消除不同个体条件下的整体 幅值差异,更有利于后续跌倒风险预测模型训练与特征对比。

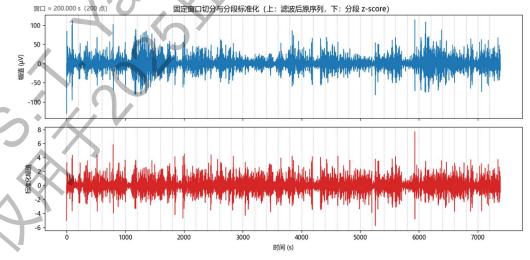


图 10. 分段标准化前后对比图

## 3.4 特征分析与数据集构建

#### 3.4.1 时域特征分析

在本研究中,对不同状态下的表面肌电信号(sEMG)进行了时域分析。原始信号能够直接地反映肌肉电活动的瞬时放电情况与噪声特征。首先,从整体波形上观察(图 11 所示的 8 通道叠加图),正常步态阶段信号幅值较低,波形起伏规律,周期性较为清晰,显示出肌肉在自然收缩与放松过程中的稳定节律;而在跌倒发生时,原始信号中出现了明显的高幅尖峰和不规则脉冲,多个通道的波形密度突然增加,反映出肌群在失稳状态下的快速募集和紊乱放电。

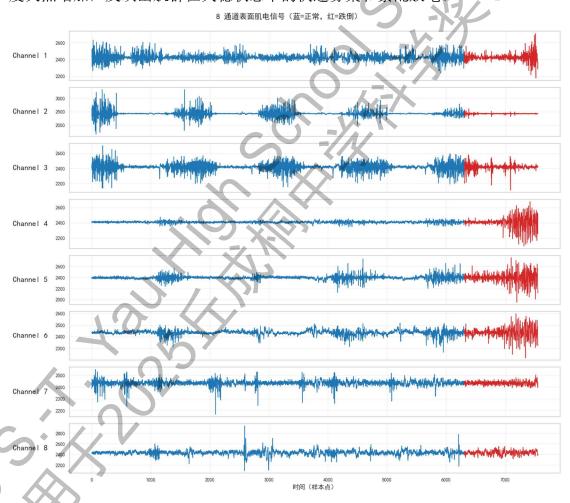


图 11. 八通道表面肌电信号时序对比

进一步来看,跌倒状态下的原始信号不仅在幅值上表现为突发性增强,还在时序特征上呈现出更高的波动频率和短时不稳定性。例如,在 Channel 4 (股内侧

肌)和 Channel 6 (股直肌) 通道中,可见到频繁的高幅短脉冲,提示其在维持平衡过程中出现异常强烈的电活动。

时域特征量化分析(图 12 RMS 特征对比图)。均方根值(RootMeanSquare, RMS)是衡量肌肉收缩强度的重要指标,其定义为:

$$ext{RMS} = \sqrt{rac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^2}$$

其中, $x_i$ 为第 i个采样点,N为采样点总数。

图 12 显示,在跌倒状态下,部分通道(如 Channel 6、Channel 8)的 RMS 值明显高于正常状态,说明肌肉在跌倒过程中产生了更强的电活动和能量输出;而另一些通道(如 Channel 3、Channel 5)在跌倒时 RMS 值低于正常状态,提示其在跌倒过程中可能存在肌群控制减弱或协同失衡,进一步增加了跌倒后的损伤风险。

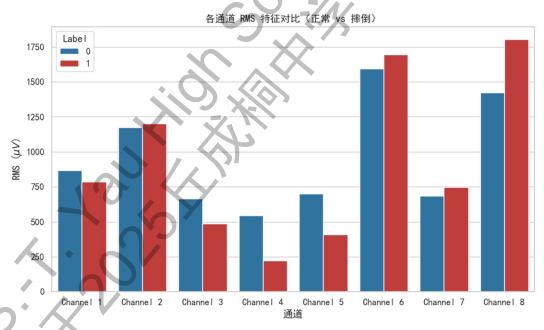


图 12. 各通道 RMS 特征对比(正常 vs 跌倒)

#### 3.4.2 频域特征分析

在本研究中,除时域特征外,还对肌电信号进行了频域特征分析,以揭示跌倒过程中下肢肌群电活动的频谱分布规律。具体方法采用 Welch 法对信号进行

功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)估计,进而提取平均功率频率(Mean Power Frequency, MPF)与中值频率(Median Frequency, MF)两类典型指标。平均功率频率(MPF)反映频谱能量分布的重心,其定义为:

$$MPF = rac{\displaystyle\sum_{k=1}^{M} f_k \cdot P\left(f_k
ight)}{\displaystyle\sum_{k=1}^{M} P\left(f_k
ight)}$$

其中, $f_k$ 为第k个频率点, $P(f_k)$ 为该点的功率谱密度。

中值频率(MF)是将频谱能量一分为二的频率点,常用于衡量肌肉疲劳与电活动分布的变化,其定义为:

$$\sum_{f=0}^{f_{MF}} P(f) = rac{1}{2} \sum_{f=0}^{f_{max}} P(f)$$

实验结果表明(图 13,图 14),原始 sEMG 的功率谱主要分布在 20–250Hz 的范围内,符合骨骼肌典型的电活动频段特性。

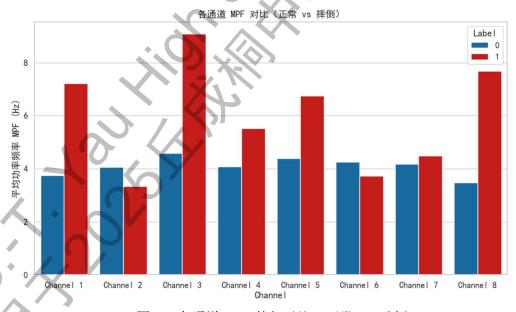


图 13. 各通道 MPF 特征对比(正常 vs 跌倒)

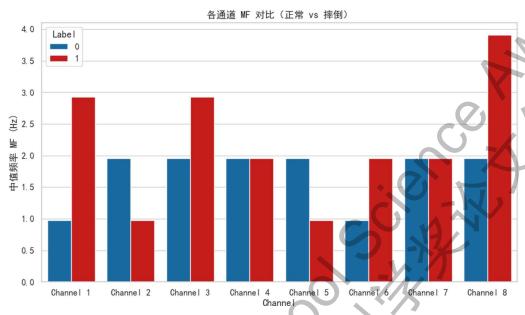


图 14. 各通道 MF 特征对比(正常 vs 跌倒)

与正常步态相比,跌倒状态下多个通道的功率谱在 50-150Hz 区间能量显著增强。反映出跌倒过程中下肢肌肉存在突发性的快速收缩与不稳定发力。进一步的 MF 与 MPF 分析结果显示,跌倒状态下多数通道的 MF 与 MPF 值均较正常状态升高,提示其频谱分布整体向高频端偏移。这说明在跌倒过程中,肌肉纤维更快速地募集,伴随控制失衡与协同模式紊乱。

综上所述,基于原始信号的频域特征分析不仅揭示了跌倒状态下高频能量的增强,还通过 MF与 MPF 的升高体现了肌肉活动模式的改变,为跌倒风险识别与评估提供了可靠的频域依据。

#### 3.4.3 数据集划分

本研究首对肌电信号开展了时域与频域的双重分析。结果表明,跌倒状态下的肌电信号在幅值、波动频率以及功率谱分布等方面均表现出显著差异,部分肌群出现高幅尖峰和快速募集,另一些则表现为能量下降与协同减弱。这些特征从物理和生理角度共同证明,肌电信号对跌倒过程中的异常特征具备有效捕捉能力。在此基础上,本研究将提取的各类特征样本进行统一整理,构建了标准化数据集。为确保模型训练的科学性与结果的可靠性,数据集按照训练集80%、测试集20%

的比例进行划分,并采用受试者独立划分策略,避免同一受试者的数据被同时用于训练和测试,降低模型记忆个体特征而过拟合的风险。通过这种方式,模型不仅能够在训练中学习到普遍性的跌倒特征,还能在测试中更真实地反映出对不同个体的适用性和泛化能力。为后续基于深度学习的跌倒检测与预测提供了可靠的数据基础。

## 第4章 深度学习预测模型开发

#### 4.1 算法选择

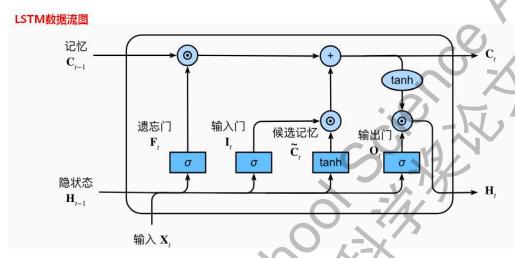


图 15. 长短期记忆网络的门控结构示意

为实现对下肢肌电信号的序列建模与跌倒风险预测,本研究选择了长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)作为核心深度学习算法。LSTM 属于循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的改进结构,具有捕捉时间序列中长期依赖关系的能力,特别适用于处理具有动态变化特性的生理信号。 与传统的 RNN 相比,LSTM 在网络结构中引入了输入门、遗忘门和输出门机制,如图 15 所示,能够有效缓解梯度消失与梯度爆炸问题,可自适应保留对跌倒风险预测有价值的长期特征,精准捕捉短时突发特征,完成在建模过程中同时关注短时突发的肌肉收缩特征与较长时间范围内的步态趋势,因而更适合用于跌倒风险的预测任务。

## 4.2 模型评估与优化

#### 4.2.1 训练结果评估

为验证所提出 LSTM 模型的有效性,本研究对模型在测试集上的分类性能进行了系统评估,尤其关注其对老年人的肌肉衰减相关跌倒风险的识别能力。因此

模型对"1-左腿无力跌倒""2-右腿无力跌倒"两类状态的识别精度,直接关联其在肌肉衰减状态下的老年人跌倒风险监测中的实用价值。

图 16 展示了模型的混淆矩阵,可以看出三类状态,0-正常、1-左腿无力跌倒、2-右腿无力跌倒表现良好。其中,正常状态的预测准确率最高,说明模型能够稳定识别多数日常行走样本;而与肌肉衰减直接相关的"左腿无力摔倒""右腿无力摔倒"样本,虽因两类状态下肌电信号特征存在部分重叠,均表现为单侧关键肌群放电强度减弱、时序模式紊乱,出现部分交叉混淆,但两类异常状态的整体识别率仍保持在 70% 以上,验证了模型不仅能识别跌倒风险,更能精准捕捉因肌肉衰减引发的单侧肢体无力型跌倒前兆,为老年人因肌肉衰减导致的跌倒风险早期预警提供了技术支撑。

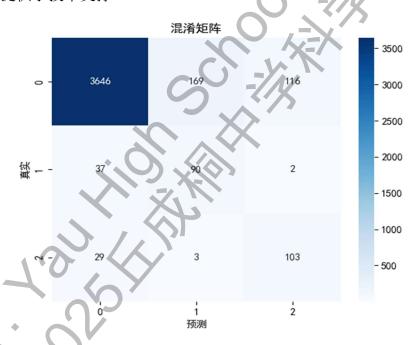


图 16. 跌倒风险识别模型的混淆矩阵

图 17 展示了训练过程中损失函数与验证集准确率的变化情况。随着迭代轮次的增加,训练损失逐渐收敛并趋近于零,验证损失在约 300 轮后趋于稳定,没有出现明显过拟合现象。同时,验证准确率持续提升并最终稳定在 90%以上,进一步证明了模型对跌倒风险的识别能力。

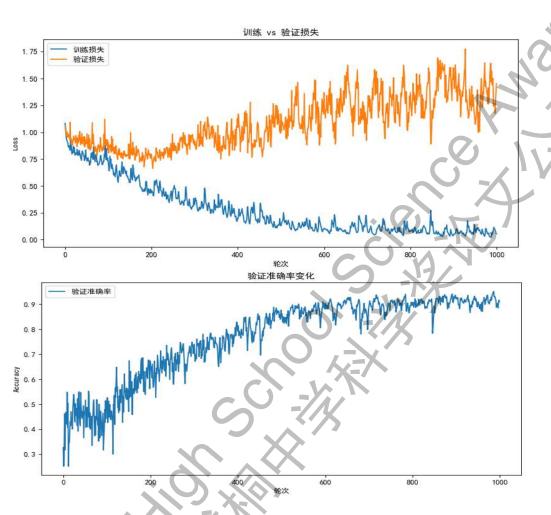


图 17. 模型训练损失与验证准确率变化曲线

综合来看,混淆矩阵与训练曲线的结果均表明,本研究所采用的 LSTM 模型 在跌倒预测任务中具有良好的收敛性与泛化性能,尤其在因肌肉衰减引发的单侧 肢体无力型跌倒风险识别上表现突出,能够为老年人跌倒风险的早期识别提供可 靠支持。

## 4.2.2 注意力机制

在基础 LSTM 模型的训练中,所有输入通道的特征被等权处理,虽然能够捕捉整体的时间序列模式,但容易受到冗余信号的干扰,且无法针对性聚焦关键肌群信号,影响模型的泛化性能。为解决这一问题,本研究在 LSTM 框架中引入了

注意力机制(Attention Mechanism)。注意力机制的核心思想是通过学习各输入特征的重要性权重,使模型能够自动聚焦于对预测任务最为关键的通道和时序片段

具体而言,模型在训练过程中为每个肌肉通道分配一个动态可学习的权重系数,从而实现对不同信号贡献度的自适应建模,因此聚焦关键肌群信号可大幅提升模型对病理相关跌倒风险的识别效率。

如图 18 所示,注意力权重的可视化结果显示,在单腿 8 个采集通道,对应股四头肌、腓肠肌、胫前肌、腘绳肌等 8 组下肢肌肉中,模型主要关注其中 4 个通道:腓肠肌外侧头、股外侧肌、股二头肌、半腱肌,其余通道的权重接近于 0。这一方案对跌倒预防具有两点作用:

- (1) 性能优化:注意力机制提升了模型的预测精度,使其能够在全通道输入的情况下自动筛选出关键特征,降低冗余信号干扰。
- (2) 系统简化与病理适配:研究结果表明,在单腿仅贴附 4 个电极的情况下,模型仍可保持与全通道接近的预测性能。这一结论可对适老化穿戴设备提供减少电极数量,降低硬件成本与佩戴复杂度的指导方向,

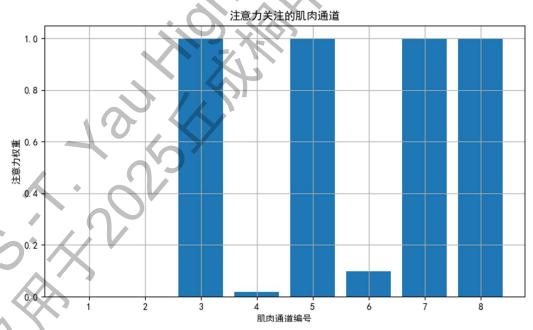


图 18. 不同肌电通道的注意力权重可视化

#### 4.2.3 引入卡尔曼滤波的预测优化

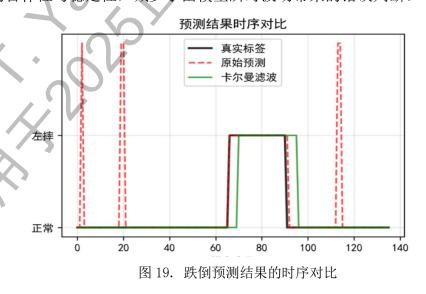
在基于 LSTM 的跌倒风险预测中,虽然模型能够较为准确地识别正常与异常状态,但其输出结果仍存在一定的波动性与短时抖动,由于老年人肌电信号本身存在幅值低、噪声高的特点,模型原始输出的预测曲线会出现更多毛刺,可能导致预测边界模糊,进而引发误报或漏报,如将正常步态中微弱的肌电波动误判为跌倒风险或、掩盖真实的单侧无力前兆信号,严重影响使用时的可靠性。为提升预测结果的稳定性,本研究在模型输出阶段引入了卡尔曼滤波。

卡尔曼滤波是一种递归最优估计算法,能够结合历史观测值与预测值,对动态系统的状态进行平滑估计。其核心思想是通过状态转移方程与观测方程建立预测模型,并在每一时刻综合先验估计与观测误差,得到最优的后验估计值,这一过程可有效过滤肌电信号中的随机噪声,同时保留单侧肌群放电强度持续下降,避免因瞬时噪声导致的误判。

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - H\hat{x}_{k|k-1})$$

其中, $\hat{x}_{k|k-1}$  为先验估计, $y_k$  为观测值,H为观测矩阵, $K_k$ 为卡尔曼增益。

如图 19 所示,经过卡尔曼滤波处理后,预测曲线相比原始 LSTM 输出更加平滑,短时波动明显减弱,跌倒发生点的预测边界更加清晰。这表明卡尔曼滤波不仅能优化通用预测结果,更能针对性解决肌电信号质量差的问题,有效提升了预测的鲁棒性与稳定性,减少了由模型瞬时波动带来的错误判断。



综上,引入卡尔曼滤波不仅改善了预测结果的平滑性,更增强了模型在伴随 肌肉衰减的老年人这一特殊群体中的可用性,为跌倒风险的实时监测提供了更加 可靠的技术支持。

## 第5章 外部助力系统的设计与实现

## 5.1 外部助力系统设计思路

预防老年人跌倒,仅依靠算法与肌电信号结合实现跌倒预测远远不够,更需配套完善的跌倒预防策略与专用设备作为支撑。考虑到老年人普遍存在肌肉衰减等生理机能退化问题,针对这一群体的跌倒干预工作需具有以下两方面特殊性:

- (1) 老年人下肢关键肌群力量衰退,难以自主维持步态稳定,因此需要外部辅助 装置提供持续且适配的辅助扭矩,为行走过程中的身体平衡提供支撑;
- (2) 老年人肢体活动灵活性下降,外部辅助装置既要通过刚性结构保障支撑强度, 又要避免因约束过度引发新的跌倒风险。

基于上述特殊需求,本研究外部助力系统的支撑结构原型如图 20 所示。该系统整体采用支具式设计,通过多点贴合固定确保装置佩戴稳定,借助中部关节结构适配肢体活动轨迹,搭配模块化布局实现稳定佩戴与主动支撑功能。



图 20. 助力系统支撑结构原型图

图 21 为外部助力系统的实物原型。系统主体由金属支撑杆和四个绑带构成, 绑带采用魔术贴固定方式,分别分布在大腿和小腿的上下端位置,能够将装置牢 固地固定在受试者下肢上。中部的关节采用圆盘齿轮结构,可提供稳定的旋转轴 心,并通过机械调节实现最大 120°的支撑范围。该结构在设计上兼顾了刚性支撑 与一定的运动自由度:正常行走时,关节可随步态自然转动,避免约束过强影响步态自然性,而在检测到跌倒风险时,关节则可迅速锁止并施加助力,通过齿轮传动将辅助力精准作用于股四头肌和腓肠肌附着点,弥补患者自身肌力不足,从而提供外部保护。整体佩戴方式与常见膝关节康复支具类似,直观、简便。



图 21. 助力系统实物图

图 22 为该系统的三维建模示意图,更直观地展现了电子与机械的结合方式。 本研究在三维设计阶段基于 SolidWorks 平台完成整机的参数化建模与装配验证, 能够在虚拟环境中预先模拟关节转动轨迹、干涉情况及结构强度,从而避免试制 过程中的反复修改,大幅度提高设计效率。中部关节处设计有大齿轮盘,与减速 电机输出端啮合,能够将电机的高转速转化为低速大扭矩输出,用于驱动下肢关 节动作。支撑杆上预留有多个模块安装位,用于嵌入主控芯片、电池模块和传感 器接口,使整个装置形成紧凑的一体化设计。此处特别考虑了模块化安装和布线 空间,方便后续根据肌肉衰减程度调整传感器数量或优化控制算法。在原型制造 阶段,系统的外壳、支架和部分连接件采用 3D 打印工艺实现。

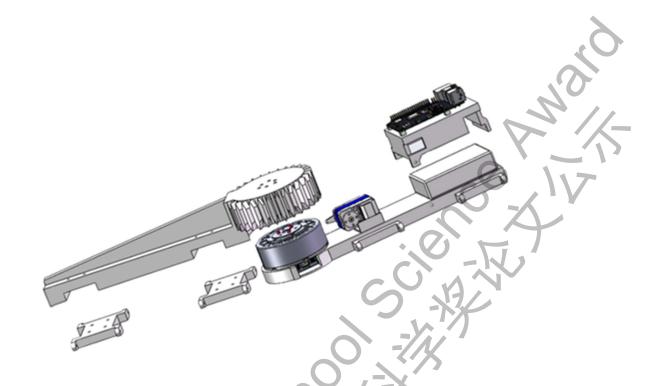


图 22. 外部助力系统 3D 建模图

3D 打印具备快速成型、低成本迭代和结构复杂性不受限的优势,非常适合科研原型的快速迭代与验证。图 23 展示了该结构在切片软件中的 3D 打印预览图。其中红色为零件本体的打印路径,绿色为自动生成的支撑结构,灰色为底板粘附层。通过切片预览,可以直观地看到零件在打印过程中的层叠方式以及支撑位置,为后续成型提供了参考。本项目主要使用 PLA 材料进行初版结构打印,其具有轻量化和良好成型性的特点,满足功能验证需求。打印参数方面,壳体类零件采用 0.2 mm 层高、30% 填充密度、60 mm/s 打印速度,兼顾表面精度与打印效率;而齿轮类精密部件则选用 0.1 mm 层高、20% 以上填充密度,以保证啮合精度和力学性能。这种方式不仅能在短时间内获得符合实验需求的功能部件,还能在检测到设计缺陷时立即调整三维模型并再次打印,大幅缩短迭代周期。

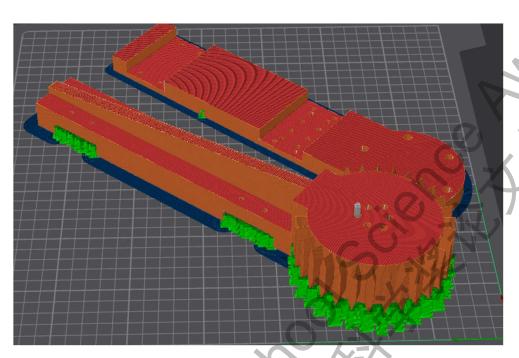


图 23. 外部助力系统零件的 3D 打印切片图

在电子部分,本系统并未采用分体式外置方案,而是将主控板、电源和信号 采集模块尽量嵌入到支撑结构内部。这种一体化思路不仅降低了外露线路,减少 患者行走时线路勾绊风险,提高了佩戴的舒适性和安全性,同时也缩短了信号采 集与执行器响应的链路,保证了系统在跌倒干预中的快速反应,这对老年人至关 重要,因其跌倒过程中身体平衡恢复能力较弱,需更短的干预响应时间。

## 5.2 主控芯片与执行电机

本系统采用树莓派(RaspberryPi4B)作为主控芯片。树莓派具备较强的计算与接口能力,不仅能够完成肌电信号的预处理与深度学习模型的推理计算,还能实时下发控制指令,协调不同执行器的动作。其丰富的 GPIO、UART 与 I<sup>2</sup>C 接口,也为传感器扩展和执行单元驱动提供了良好的硬件支持。如图 24 所示,系统总体结构框架清晰反映了信号采集、处理与执行的完整流程。

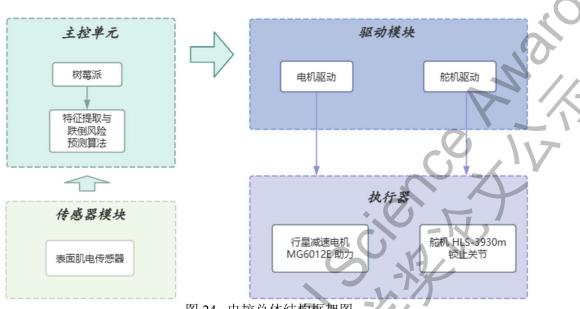


图 24. 电控总体结构框架图

在执行机构方面,系统设计了两类互补功能的电机,如图 25 所示:



图 25. 舵机和电机实物图

飞特总线舵机 HLS-3930m 与关节齿轮直接啮合,承担锁止功能。当检测到下肢某一侧出现明显无力或即将失稳时,舵机能够在毫秒级反应时间内迅速卡紧齿轮,锁止该腿的膝关节角度,使其保持刚性支撑状态,从而避免继续弯曲导致跌倒,应对肌肉肌力突然下降的紧急情况。

与此同时,另一条腿的高精度行星减速电机(MG6012E)会启动助力功能。通过减速机构输出大扭矩,主动驱动下肢快速落地并形成有效支撑。电机的额定扭矩可达 6N·m,峰值扭矩可达 16N·m,能够在短时间内提供足够的辅助动力,帮助建立新的平衡点。

这种一侧锁止、另一侧助力的协同控制策略,使得该系统不仅能够在单腿无力时迅速稳定身体,还能通过另一腿的快速着地形成补偿支撑,既解决了老年人因肌力突然下降导致的紧急跌倒风险,又通过持续助力减轻了关键肌群的负担,保证了防护效果与使用体验的平衡,有效提升跌倒预防的可靠性。

## 第6章 外部助力系统的测试与结果

## 6.1 系统响应测试

为验证跌倒预防系统在实际应用中的实时性与有效性,本研究对助力装置的响应延迟和模拟跌倒场景下的干预成功率进行了测试。

#### 6.1.1 助力装置延迟

系统整体响应时间由肌电信号采集、模型预测、控制指令下发及执行器动作四个环节组成。通过 20 次重复实验测得,平均延迟为 368ms,其中最小值 312ms,最大值 452ms。该结果表明系统能够在 0.5s 内完成识别与干预,基本满足跌倒预防中对实时性的要求。

#### 6.1.2 模拟跌倒场景干预成功率

在平地行走过程中模拟下肢肌肉无力,共进行了 20 次跌倒场景测试。测试环境与采集肌电信号时相似,受试者下肢两侧四块测试肌肉分别贴上心电电极,连接导联线,下肢两侧分别穿戴外部助力装置,腰部放置树莓派和多通道肌电信号采集器,导联线与多通道肌电信号采集器相连,树莓派通过 USB 扩展接口分别与多通道信号采集器和外部助力装置相连,实现数据传输和电机控制。接通电源后安静等待数秒,确认指示灯显示状态正常后,开始以个人平常步态自然向前行走10 米,中间模拟肌肉无力跌倒情景,观察外部助力装置的反应:是否提前干预、干预是否有效、有无延迟、有无误报。每次测试完后一键解锁助力装置。实验结果如表 2 所示:

表 2. 跌倒干预实验结果统计表

测试次数	是否跌倒	是否干预	干预效果	延迟	有无误报
侧似伙数	(Y/N)	(Y/N)	(Good/Bad)		(Y/N)
1-5	Y	1-N	Good	320-380	2-Y
6-10	Y	Y	Good	340-400	N
11-15	Y	3-N	Bad	320-390	N
16-20	Y	1-N	Good	360-430	1-Y

在模拟跌倒场景下共进行了 20 次实验。结果显示,系统在 15 次测试中成功完成干预,干预成功率为 75%; 其余 5 次未能及时触发干预,主要与个别实验中肌电信号幅值不足或噪声干扰有关。

同时,在测试过程中共出现3次误报,即正常步态被系统误识别为跌倒风险, 误报率约为15%。该结果提示系统在实际应用中仍需优化阈值设定与滤波算法, 如根据患者基线肌电值动态调整判定阈值与增强对低幅值信号的噪声过滤能力 以进一步降低误报概率。

综合来看,本系统在模拟跌倒场景下表现出 75%的干预成功率与亚秒级 (平均 368ms)的响应速度,验证了其实时性与一定的有效性,但在提升干预稳定性与降低误报率方面仍有改进空间。

## 6.2 系统测试反馈

在测试完成后,对 18 名参与实验的老年受试者进行了满意度调查。考虑到此辅助系统是针对改善老年人生理功能衰退、提升行走安全性设计,因此在调查中特别关注了本系统对老年人肌肉功能退化相关行走困扰的改善效果。

调查方式采用问卷与访谈相结合的形式:首先设计了包含佩戴舒适度、步态自然性、助力及时性和整体安全感四个维度的五分制量表问卷,1分为非常不满意,5分为非常满意;随后,与受试者进行简短的口头访谈,收集他们在实际使用过程中的主观感受和改进建议。

结果表明,佩戴舒适度的平均得分为 4.0, 个别受试者反映长时间佩戴时存在轻微负重感,但未出现因肌肉支撑力不足导致的佩戴不适加重情况; 步态自然性得分为 4.2, 说明系统在正常行走状态下对动作的干扰较小, 尤其在受试者因肌肉衰减出现步态拖沓时, 能通过适度助力维持行走连贯性; 助力及时性得分为 4.3, 多数受试者认为干预反应较为迅速; 整体安全感得分最高, 达到 4.6, 显示大部分受试者在佩戴系统后, 因无需过度依赖自身衰退的肌肉力量维持行走, 明显增加了行走时的信心与安心感, 跌倒恐惧心理显著降低。

综合四个维度的评分,老人对该系统的整体满意度为 4.3/5,进一步表明该装置在改善老年人生理功能衰退方面具有突出优势,在实际应用中具有较高的接受度和推广潜力。

## 6.3 成本分析

本研究的外部助力系统集成所需的硬件组件,均通过主流网购平台(如京东、淘宝等)完成采购,结合系统功能需求与市场调研结果,核心硬件模块的具体报价及成本构成如下:

表 3. 系统硬件配置与成本估算

农5. 水乳吸口加重与水平间升			
名称	报价 (元)	数量	
树莓派 5 代	<800	1	
飞特舵机 HLS-3930m	<600	2	
瓴控伺服减速电机	<1800	2	
MG6012E-i8v3	<1800	2	
六通道肌电传感器	<1300	2	
膝关节固定支具	<100	1	
助力支撑材料	<50	2	
电极极片	<20	1	

表 3 所示从成本对比来看,本系统硬件总成本可稳定控制在人民币 1 万元以内,如傲鲨动力等品牌在售的基础助力型外骨骼产品,报价普遍介于 5 万- 20 万元之间。本助力装置在拥有与市面主流产品相同核心功能的前提下,成本仅为商用产品的 5%-20%。该成本控制成果主要源于两方面:一是通过网购平台直接采购标准化组件,减少了中间商环节;二是核心模块选择高性价比的工业级产品,而非专用定制部件,在保障性能的同时大幅降低了采购成本。这一成本优势为系统的后续推广、民用化落地(如老年护理、康复辅助)提供了重要支撑,也为同类低成本外骨骼系统的研发提供了可参考的采购方案。

## 第7章 讨论与展望

## 7.1 创新性与技术优势

本研究提出的跌倒预防系统,以下肢肌电信号作为核心输入,创新性融合深度学习技术与外部助力干预,为老年人跌倒防控提供了一体化解决方案。

在风险预测维度,相较于传统依赖惯性传感器或计算机视觉的方法相比,本系统通过下肢肌电信号可直接反映肌肉控制能力与疲劳状态,从生理机制层面提升了风险预测的前瞻性。同时,本系统在深度学习模型中引入注意力机制与卡尔曼滤波优化算法,能精准聚焦运动异常的关键特征,在风险征兆处于早期阶段时即可实现有效捕捉,然后通过动态数据修正,进一步提升跌倒风险识别的准确性。更重要的是,该模型可基于肌电信号反向推导老年人肌肉衰减的进展程度,为临床肌肉功能评估提供了客观、量化的数据支撑,填补了传统评估方式中主观判断为主的不足。

在主动干预层面,本系统的外部助力模块充分契合老年人的生理机能特点与实际需求,通过实时解析肌电信号动态感知老年人行走过程中的发力状态,进而提供适配的可控机械支撑,从步态稳定性层面降低肌肉疲劳引发的失衡跌倒风险。这种以生理信号为驱动的干预模式,突破了传统固定助力设备的刚性局限,在提供安全支撑的同时,最大程度保留了老年人的自主运动能力,有助于其维持肌肉功能活性。

在硬件设计上,本系统采用模块化支具结构,并选用高性价比元器件,将整体成本控制在万元以内。相较于市面上数万元至十余万元的商用外骨骼方案,本系统在保证核心功能的前提下,具备显著的成本优势。

## 7.2 研究局限性

尽管本研究的实验验证已取得积极成效,但所研发的系统目前仍处于原型 机阶段,在实际应用层面存在若干待优化之处。首先,助力结构采用高性能塑 料,虽然具备一定强度,但整体重量偏大,长时间佩戴仍会造成负担。其次, 电极片式肌电传感器随着佩戴时间延长,可能导致灵敏度下降,带来异物感与皮肤不适,不利于长期连续监测。此外,包裹式的穿戴结构在夏季高温环境下容易因汗液浸透产生闷热感,影响使用舒适感。最后,相较于市面上已有的多关节协同外骨骼产品,本系统的结构设计更侧重于主动干预下肢肌无力引发的跌倒风险,虽同步具备被动防护与刚性支撑功能,但尚无法覆盖多种复杂的运动情境与临床康复需求。

## 7.3 未来展望

本系统未来可从以下方面进行改进与拓展。其一,在材料层面尝试引入碳纤维复合材料或轻量化金属合金,以减轻整体重量、提升佩戴舒适性。其二,在传感器层面优化电极设计,尝试引入柔性电极或干电极技术,以提升长期佩戴时的舒适度与信号稳定性。其三,在系统功能层面扩展至更多运动场景,如上下楼梯、转弯行走和复杂地形,以提高模型的泛化性与实用性。同时,还可结合无线通信与移动端应用,实现跌倒风险的远程监控与预警,进一步拓展其在家庭养老与医疗康复中的应用潜力。

## 第8章 结论

本研究基于下肢肌电信号与深度学习模型,构建了一套跌倒风险评估与外部助力干预系统。实验结果表明,该系统能够通过肌肉信号与机器学习算法实现对跌倒风险的精准预测,并在检测到潜在风险时及时触发外部助力装置,为老年人提供主动防护。与传统的跌倒检测方法相比,本系统不仅提高了预测的前瞻性与准确性,还在干预及时性和误报率控制方面展现出良好的性能。

在硬件设计方面,系统采用低成本传感器与模块化结构,并结合实时控制算法,实现了在万元级成本内的高效防护功能,显著降低了应用门槛,具备良好的推广与普及价值。整体而言,本研究不仅为老年人群体的日常行走安全提供了可行的解决方案,还为智能养老设备的研发提供了基于生理信号驱动的主动干预技术范式,具有重要的学术价值与临床推广潜力。

## 参考文献

- [1] Yoshida-Intern S. A global report on falls prevention epidemiology of falls[J]. Geneva: Who, 2007.
- [2] Cruz-Jentoft A J, Sayer A A. Sarcopenia[J]. The Lancet, 2019, 393(10191): 2636-2646.
- [3] 中国医疗保健国际交流促进会临床营养健康学分会, 中国抗癌协会肿瘤营养专业委员会. 老年肌肉减少症患者筛查诊断与营养干预指南[J]. 肿瘤代谢与营养电子杂志, 11(1): 45-55.
- [4] Nishikawa, H., Fukunishi, S., Asai, A., Yokohama, K., Nishiguchi, S., Higuchi, K. "Pathophysiology and mechanisms of primary sarcopenia (Review)". International Journal of Molecular Medicine 48, no. 2 (2021): 156.
- [5] Beaudart C, Zaaria M, Pasleau F, et al. Health outcomes of sarcopenia: a systematic review and meta-analysis[J]. PloS one, 2017, 12(1): e0169548.
- [6] Shany T, Redmond S J, Narayanan M R, Lovell N H. Sensors-based wearable systems for monitoring of human movement and falls[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 658-670
- [7] Bagala F, Becker C, Cappello A, Chiari L, Aminian K, Hausdorff J M, Zijlstra W, Klenk J. Evaluation of accelerometer-based fall detection algorithms on real-world falls[J]. PLoS One, 2012, 7(5): e37062
- [8] Igual R, Medrano C, Plaza I. Challenges, issues and trends in fall detection systems[J]. BioMedical Engineering OnLine, 2013, 12(1): 66.
- [9] Mastorakis G, Makris D. Fall detection system using Kinect's infrared sensor[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2014, 9(4): 635-646.
- [10] Madeleine P, Farina D, Merletti R, Arendt-Nielsen L. Surface EMG in clinical assessment and neurorehabilitation: A review[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2006, 34(4): 547-567.
- [11] De Luca C J. The use of surface electromyography in biomechanics[J]. Journal of Applied Biomechanics, 1997, 13(2): 135-163.

- [12] Phinyomark A, Khushaba R N, Scheme E. Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1615.
- [13] Phinyomark A, Khushaba R N, Scheme E. Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1615.
- [14] 王国祥, 岳春林. 随意运动与电刺激诱发胫骨前肌疲劳过程中肌电图的变化特征[J]. 体育学刊, 2007, 14(1): 56-59.

#### 致谢

本研究的最初灵感,源于家中祖母的一段亲身经历。此前,祖母因行走时意外跌倒,先后接受了股骨骨折内固定术与人工股骨头置换术。尽管手术顺利完成,术后的她却始终无法完全恢复往日的运动能力,整体生理机能更是受到了不可逆的影响。源于生活真实场景的启发,结合我此前在国家纳米科学中心等实验室对机器学习算法在生物医学领域应用的初步接触,设计"由深度学习模型精准控制,实现防跌倒主动干预的助力系统"的课题逐步形成。

在课题进行与实现过程中,首先要感谢的是北师大附属实验中学的马静老师, 我的主要指导教师。她在从研究课题的选题立项到研究论文的完善修改的全过程 中都给予了我非常全面耐心的指导,该课题的完成离不开马老师的坚强支持和灵 活管理。

该课题横跨生物医学工程、机械工程、计算机科学等多个领域,有部分专业知识是我之前仅有浅层了解甚至未曾接触的,我在此课题的推进中进行了大量的咨询和自学。在这一过程中,感谢北师大附属实验中学的各位学科老师、我的班主任张小潇老师、几位实验中学的往届毕业生等等,他们在各自的学科专业领域为我提供了无偿宝贵的铺垫、指导和支持,他们的帮助对该课题的完成不可或缺。感谢 GitHub、CSDN 论坛、菜鸟教程、YouTube、BiliBili等在线平台上的优质创作者,我借助以上平台补充了大量专业知识,同时参考、借鉴、调用了相关的已有算法,为解决深度学习模型程序上的部分关键问题发掘了思路,素不相识却无偿分享的创作者们为本课题提供了巨大助力。

原始数据采集是本课题工作量中的核心环节之一。本次数据采集的志愿者以社区老年人为主,由于肌电传感器布置过程复杂、行走测试流程冗长,加之与老人沟通本身就较为不便,整体测试过程中的诸多困难对参与测试的老人们而言,更是一段辛苦的过程。在此,特别感谢父亲在测试过程中的沟通和协助,感谢老年志愿者和他们家人的付出与奉献,他们的参与和帮助让我更加坚定了一定要高质量完成课题的决心。

从课题开题、实验设计、到肌电数据采集、数据处理、再到深度学习模型训练和调试、助力装置硬件建模设计和优化、最后到论文写作和完善,该课题的进行主要持续了7个月的时间,最终形成如上文稿。在整个过程中,"以交叉学科视角开展研究,让技术真正惠及有需要的人"的信念,始终支持并激励我克服其中的种种困难。我相信,相较于最终呈现的论文和装置,在课题过程中培养的主动探索思维、优化创新能力与实际沟通经验更将为我未来的学术生涯奠定坚实的基础。

此外,我的助力系统原型机仍存在诸多不足,但我愿意在未来持续投入精力对其进行优化,让这一系统逐步趋近真实生活场景的应用需求,努力让更少老年人因跌倒而承受身心痛苦。

最后,再次感谢所有在课题进行过程中为我提供过帮助的大家。