

贝叶斯优化 SVM-RF 的下肢运动意图识别

吴仁愿^{1,2} 唐文超^{2*} 樊晓龙²
WU Renyuan TANG Wenchao FAN Xiaolong

摘要

人口老龄化加剧和下肢障碍患者增多, 推动了下肢康复机器人技术发展。精准识别人体运动意图是人机交互、智能康复及机器人控制的核心环节, 但仍面临诸多挑战。为此, 文章提出了一种基于贝叶斯优化的支持向量机与随机森林融合模型 (SVM-RF(BO))。该模型采用多模型融合策略, 结合贝叶斯优化调参技术, 在随机森林与支持向量机的基础上, 引入逻辑回归作为元学习器。经过实验表明, 该模型的识别准确率达到 97.97%。所提研究成果不仅将促进康复机器人的未来发展, 还能更好地辅助患者进行康复运动。

关键词

下肢康复机器人; 人体运动意图; 贝叶斯优化; 支持向量机; 随机森林

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.019

0 引言

随着社会老龄化进程加快及下肢功能障碍患者数量增多, 人们对可穿戴式智能康复运动辅助机器人的关注度不断提升, 相关康复机器人技术也在持续迭代进步^[1]。其中, 随着人工智能与生物医学工程的深度融合, 人体运动意图识别作为人机交互 (human-machine interaction, HMI) 与

康复医疗领域的核心技术, 近年来受到广泛关注。该技术通过解析人体神经、肌肉或运动信号, 实时推断用户的动作意图, 为智能假肢控制、外骨骼机器人辅助、脑卒中康复训练等场景提供关键技术支撑。Abidi^[2] 提出一个自适应混合网络 (AHN) 来有效地预测人类运动意图, 将收集的 EEG/EMG 信号转换为频谱图图像并发送到 AH-CNN-LSTM, 为了增强预测, 使用改进的黄鞍山羊算法 (IYSGA) 对 AH-CNN-LSTM 和 AH-CNN-Res-LSTM 技术中的参数进行了优化。Ansah 等^[3] 提出了一种仅基于大腿安装惯性测量单元 (IMU) 的新型意图识别方法和一种基于事件的特征提取方法, 该方法在不同速度和对象上实现了良好的泛化性能。该系统在 Leave-One-Subject-Out 验证中对所有测试对象的准确率均高于 99%。邹锋等^[4] 结合 SEMG 信号与创新的非洲秃鹫优化算法提出了一种新的人体运动意图识别算法, 识别准确率能够达到 92.71%。赵伟明

1. 安徽理工大学煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心 安徽淮南 232001
 2. 安徽理工大学人工智能学院 安徽淮南 232001
- [基金项目] 淮南市科技计划立项项目 (2023A3112); 煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心开放基金 (EC2023015); 安徽理工大学青年教师科学研究基金资助项目 (XCZX2021-01); 安徽理工大学引进人才科研启动基金 (2022yjrc18); 机械工业矿山采选装备智能化重点实验室开放基金项目 (2022KLMI03)

- [6] 胡晶. 基于 SparkGraphX 的交通动态图谱分析与优化 [J]. 电脑与信息技术, 2025,33(2):69-73.
- [7] 叶志鸿, 吴运兵, 戴思翀, 等. 多级融合知识图谱补全模型 [J]. 计算机科学与探索, 2025,19(3):724-737.
- [8] 姬淼, 井娟丽, 张子琦, 等. 发电运行技术的知识图谱优化研究 [J]. 电子元器件与信息技术, 2025,9(3):74-76.
- [9] 杨荣泰, 邵玉斌, 杜庆治, 等. 基于子图结构语义增强的少样本知识图谱补全 [J]. 北京邮电大学学报, 2024, 47(4): 71-76.

- [10] 牛增贤, 刘海峰, 徐伟峰, 等. 基于扩展 Span 表示的电力变压器运维知识抽取与知识图谱构建 [J]. 吉林大学学报 (理学版), 2023, 61(5): 1112-1122.

【作者简介】

李寿兴 (1990—), 男, 云南大理人, 硕士, 讲师, 研究方向: 计算机应用、教育信息化。

(收稿日期: 2025-07-01 修回日期: 2025-12-08)

等^[5]首先使用基于 AdaBoost 算法原则构建的数据集训练了一种概率神经网络 (PNN)。然后,通过整合训练好的 PNN,构建了一个包含 10 个强分类器的集成模型。在推理阶段,测试集中每个样本都由这个集成模型进行评估,最终分类通过多数投票确定。该方法达到了 90.2% 的平均识别准确率。

本研究提出了一种融合支持向量机与随机森林的识别模型,并引入贝叶斯优化策略以实现关键参数的自动调节。该模型有效结合了两类分类器的优势,提升了人体运动意图识别的准确性。实验结果表明,该模型在识别性能上具有很大优势,为康复机器人控制系统的设计与实现提供了理论支撑与实践参考。

1 材料与方法

1.1 数据采集

本次研究使用由六导肌肉电传感器和 Arduino UNO 开发的 SEMG 采集仪器,该仪器包含前端的模拟电路采集和后端的数字滤波处理,采样频率为 200 Hz,采集右腿的 SEMG 信号。人体下肢肌肉图如图 1 所示。根据建议^[6]本次研究选择股直肌 (RF)、股二头肌 (BF)、胫骨前肌 (TAM) 和比目鱼肌 (SM) 四块肌肉,并采集了 6 种动作的数据,分别为行走、上楼梯、下楼梯、坐下起立、抬腿和侧跨,如图 2 所示,共采集了 6 名志愿者运动时的 SEMG 信号,志愿者的平均年龄为 23.8 岁,平均身高为 177.3 cm,平均体重为 76.3 kg。表 1 为 6 名志愿者的基本信息。

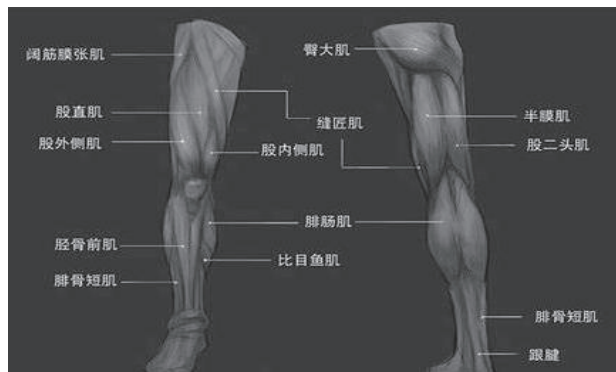
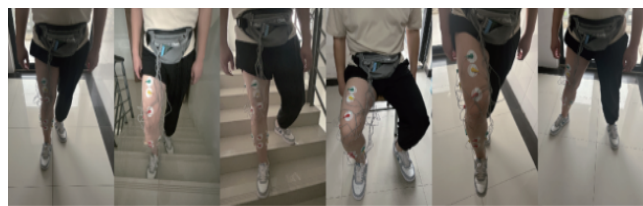


图 1 人体下肢肌肉图



(a) 行走 (b) 上楼 (c) 下楼 (d) 坐下起立 (e) 抬腿 (f) 侧跨

图 2 实验环境与动作

表 1 志愿者的基本信息

	身高 /cm	体重 /kg	年龄 /years
志愿者 1	185	98	24
志愿者 2	175	55	23
志愿者 3	176	80	23
志愿者 4	172	70	25
志愿者 5	183	75	24
志愿者 6	173	80	24

1.2 数据预处理与特征提取

1.2.1 数据预处理

SEMG 作为生物电信号^[7],在采集过程中易受到噪声的干扰。所以,在特征提取前需要进行数据预处理。本次研究选择小波硬阈值消噪法进行去噪。小波硬阈值消噪法能完整保留超过阈值的系数,避免了软阈值因收缩系数导致的细节弱化,硬阈值法在保留系数幅值的同时,避免了软阈值因收缩处理所带来的系统偏差。在应对高斯白噪声等常见噪声类型时,若阈值设置得当,该方法能够实现信号与噪声的有效分离。此外,硬阈值计算开销较低,适用于实时处理或计算资源受限的应用场景。

小波硬阈值消噪法先是将信号进行多尺度小波分解,得到一系列逼近系数 (低频部分) 和细节系数 (高频部分),然后使用硬阈值函数对每层细节系数系数进行处理:

$$W = \begin{cases} \omega, & |\omega| \geq \gamma \\ 0, & |\omega| < \gamma \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω 为原始小波系数; γ 为阈值; W 为处理后的系数。

最后,使用原始的逼近系数与处理后的细节系数进行小波逆变换,重构出去噪后的信号。原始信号与处理信号如图 3 所示。

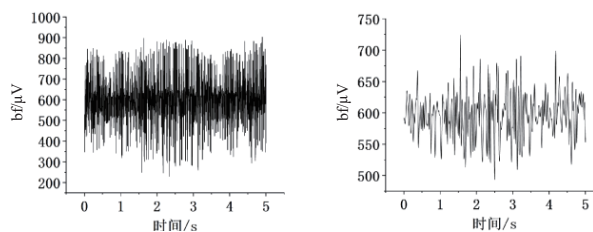


图 3 原始信号与处理信号

1.2.2 特征提取

时域特征可以反映肌肉收缩强度和活动水平,适用于实时处理和控制,揭示肌肉活动模式,对噪声相对鲁棒。频域特征能够区分不同动作时的肌肉收缩,与时域特征互补,可以提升识别精度。本次研究对时域特征的均值、标准差、均方根值和方差以及频域特征的平均频率、总功率谱密度和频谱熵进行提取分析。

均值用于表征一定时间窗口内信号幅值的整体水平。不同运动意图通常对应着肌肉激活程度或关节运动状态的变化,进而在表面肌电信号中体现为均值幅度的差异。计算公式为:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2)$$

标准差能反映信号内部的变化幅度和稳定性,其能够有效表征不同运动意图之间在动态特性上的区别,提升识别模型对运动幅度、动作速率等细微变化的敏感性。计算公式为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (3)$$

均方根值被用于综合反映信号在一定时间段内的能量水平。在描述肌肉活动强度和关节动态变化方面具有更高的敏感性,可以有效区分运动意图的不同类别,提升识别系统的准确性和鲁棒性。计算公式为:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4)$$

方差被用于衡量信号在特定时间窗口内的离散程度和波动幅度。其能够反映不同运动状态下信号变化的活跃性,直观描述肌肉激活或关节运动过程中信号稳定性与能量分布的差异。计算公式为:

$$\text{Var} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (5)$$

平均频率描述的是信号功率谱密度分布的中心趋势,通过提取信号的平均频率,可以有效捕捉不同运动状态下的动态变化规律,提升模型对运动意图识别的准确性与细粒度区分能力。计算公式为:

$$\text{MNF} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i P(f_i)}{\sum_{i=1}^N P(f_i)} \quad (6)$$

总功率谱密度能够有效地反映信号在不同频率段的能量分布情况。在运动意图识别任务中,其能够提供对肌电信号频域特征的全局描述,揭示出运动过程中的频率变化规律。计算公式为:

$$\text{TotalPSD} = \sum_{i=1}^N P(f_i) \quad (7)$$

频谱熵通过衡量信号频谱的复杂性与不确定性,提供了对信号信息量的度量。在人体运动意图识别任务中,频谱熵能够有效地捕捉信号的复杂性和变化特征,计算公式为:

$$\text{SpecEn} = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (8)$$

式中:

$$p_i = \frac{P(f_i)}{\sum_{i=1}^N P(f_i)} \quad (9)$$

2 模型的建立

随机森林(RF)是一种典型的基于集成学习的监督式算法,广泛应用于分类与回归任务。支持向量机(SVM)作为另一类经典的监督学习方法,同样在各类分类与回归场景中表现出色。贝叶斯优化则是一种基于概率模型的高效超参数搜索策略,常用于提升模型性能与泛化能力。本研究采用贝叶斯优化的结合支持向量机和随机森林算法(SVM+RF(BO))进行运动意图的识别。该模型采用基于堆叠集成的多模型融合策略,结合贝叶斯优化调参技术,在随机森林(RF)与支持向量机(SVM)基础上,引入逻辑回归作为元学习器,以提升人体运动意图识别的准确性与鲁棒性。

该模型将读取的数据经过打乱、缺失值填补和特征标准化处理,并按 7:3 的比例随机划分为训练集和测试集,之后在基学习器层分别训练优化后的随机森林模型和支持向量机模型,随机森林的输出可以表示为:

$$h_1(x) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x) \quad (10)$$

式中: h_t 为第 t 棵决策树; T 为决策树总数。

支持向量机的决策函数为:

$$h_2(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N a_i y_i K(x, x_i) + b\right) \quad (11)$$

式中: a_i 为拉格朗日乘子; y_i 为标签; K 为核函数; b 为偏置项。

基于学习器输出的预测结果作为新特征,输入到逻辑回归构成的元学习器中进行再次训练,实现最终识别:

$$y = f(h_1(x)h_2(x)) \quad (12)$$

式中: $h_1(x)$ 、 $h_2(x)$ 表示第一层的输出; f 表示元学习器模型。

逻辑回归通过最小化对数损失函数进行参数估计:

$$L_\theta = -\sum_{i=1}^N [y_i \log(h_\theta(x_i)) + (1 - y_i) \log(1 - h_\theta(x_i))] \quad (13)$$

式中: $h_\theta(x_i)$ 为预测的概率输出。

最终模型在测试集上进行性能评估。流程如图 4 所示。

SVM+RF(BO) 算法通过堆叠融合策略,可以充分结合随机森林在处理非线性特征时的高效性与支持向量机对小样本、复杂边界问题的优越性能,提升模型的整体泛化能力。通过结合 SVM 的决策边界

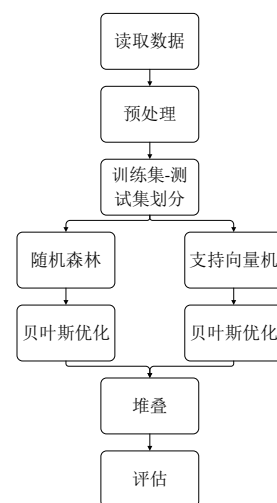


图 4 贝叶斯优化的结合支持向量机和随机森林算法流程图

棒性, 辅以贝叶斯超参数搜索, 可显著提升运动意图识别的精度, 尤其对复杂动作模式和小样本类别效果明显。

3 实验结果与分析

本研究依据 6 名志愿者收集了相应的数据, 建立了一个新的数据集, 包括 4 块不同肌肉的 SEMG 信号。通过小波硬阈值消噪法对数据进行预处理, 并提取时域和频域特征; 将处理过的数据输入 SVM+RF(BO) 算法中进行训练和识别。在本次实验中共测得 18 000 组数据, 其中六种动作各 3 000 组, 训练集数据共 12 600 组, 测试集数据共 5 400 组, 模型还记录每次识别的准确率、召回率以及 F_1 分数, 最后还进行了消融实验并与该领域的其他模型进行了对比。

3.1 模型识别结果与分析

本研究使用准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall) 以及 F_1 分数 (F_1 -score) 指标衡量模型性能。

准确率在人体运动意图识别任务中, 反映了模型在不同运动中的识别效果, 计算公式为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (14)$$

召回率在人体运动意图识别任务中, 反映了模型在所有真实运动意图中能够成功识别的比例。计算公式为:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (15)$$

F_1 分数在人体运动意图识别任务中能够有效平衡模型在识别准确性和全面性之间的权衡, 其计算公式为:

$$F_1\text{-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (16)$$

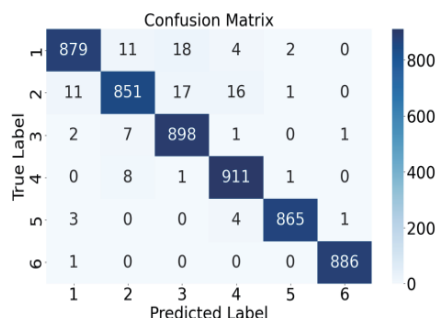
本次研究所有数据均在一台配备 AMD Ryzen 9 7945HX 2.50 GHz 处理器和 NVIDIA 4060 显卡的个人服务器上通过 PyCharm 运行。软件环境为 Windows 11 操作系统, 开发环境为 Python 3.9.0。

由表 2 可知, SVM+RF(BO) 模型在人体运动意图识别中的准确率最大为 99.77%, 最小为 96.15%, 平均值为 97.97%; 召回率最大为 0.998 9, 最小为 0.949 8, 平均值为 0.979 6; F_1 分数最大为 0.998 3, 最小为 0.960 0, 平均值为 0.979 6。

图 5 为识别结果的混淆矩阵。可以看出在行走的识别中, 有少量被识别为上楼、下楼; 而在上楼的识别中, 有少量被识别为行走、下楼和坐下起立; 在下楼的识别中, 有少量被识别为上楼; 在抬腿的识别中, 有少量被识别为行走和坐下起立。在侧跨的识别中, 仅有一组数据被识别为行走。总体来说, SVM+RF(BO) 模型在人体运动意图识别中的效果较好。

表 2 识别结果

动作	准确率 /%	召回率	F_1 分数
行走	98.10	0.961 7	0.971 3
上楼	97.04	0.949 8	0.960 0
下楼	96.15	0.987 9	0.974 5
坐下起立	97.33	0.989 1	0.981 2
抬腿	99.54	0.990 8	0.993 1
侧跨	99.77	0.998 9	0.998 3
平均	97.97	0.979 6	0.979 6



1 行走; 2 上楼; 3 下楼; 4 坐下起立; 5 抬腿; 6 侧跨

图 5 识别结果

3.2 消融和对比实验

为了比较 SVM+RF(BO) 模型与其他算法模型的识别效果, 使用相同的数据集, 并在相同的参数配置下进行消融实验和对比实验。消融实验将 SVM+RF(BO) 算法与随机森林 (RF)、支持向量机 (SVM)、贝叶斯优化的随机森林 (RF(BO))、贝叶斯优化的支持向量机 (SVM(BO)) 进行对比。表 3 为最终对比结果。

对比实验将 SVM+RF(BO) 算法与 ALS^[4]、GSO-RF^[8]、GMT-TSK-FIS^[9]、LREAL^[10]、ELM^[11] 的准确率 (Accuracy) 进行对比。对比实验的结果如图 6 所示。由图 6 可知, 本次研究提出的模型在准确率上仅低于 Wang 等^[9]提出的 GMT-TSK-FIS 模型。

表 3 消融实验结果

模型	准确率 /%	召回率	F_1 分数
RF	60.11	0.600 7	0.585 5
SVM	74.78	0.746 7	0.747 1
RF(BO)	78.04	0.780 5	0.779 6
SVM(BO)	82.41	0.824 1	0.823 7
SVM+RF(BO)	97.97	0.979 6	0.979 6

从两组实验中可以看出, SVM+RF(BO) 算法相较于其基础模型来说性能有了较大提升, 并且与该领域的其他模型相比, 准确率也略高于其他模型。SVM+RF(BO) 模型将随

机森林与支持向量机结合,利用不同模型的互补性,提高整体识别性能;在堆叠方法里,Logistic Regression 作为最终的元分类器,能够学习不同模型的识别模式,进一步提升模型的泛化能力;此外,相较于传统的 Grid Search 或 Random Search,贝叶斯优化能更快找到更优的超参数组合,提高训练效率和最终性能。

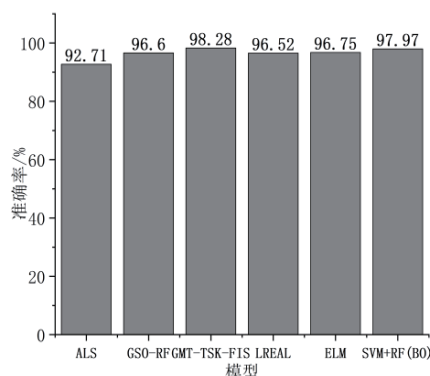


图6 对比实验结果

4 结论

本文为研究 SEMG 信号与人体不同动作之间的关系,提出了一种 SVM+RF(BO) 模型,该模型结合随机森林和支持向量机两种算法,并使用贝叶斯优化对模型进行改进优化。所提出的方法增强了模型的泛化能力,提高了训练效率,并提升了识别性能。实验结果表明,算法在人体运动意图识别方面表现优异,达到了 97.97% 的准确率。本研究不仅为康复机器人实现个性化、高精度的控制策略提供了理论基础,还为基于生物电信号的人机交互系统设计提供了新思路,对推动智能康复机器人的研究具有重要意义。

参考文献:

- [1]SHI D, ZHANG W X, ZHANG W, et al. A review on lower limb rehabilitation exoskeleton robots[J/OL].Chinese journal of mechanical engineering, 2019[2025-12-02].<https://link.springer.com/article/10.1186/s10033-019-0389-8>.
- [2]ABIDI M H .Multimodal data-based human motion intention prediction using adaptive hybrid deep learning network for movement challenged person[J/OL]. Scientific reports,2024[2025-12-03].<https://www.nature.com/articles/s41598-024-82624-z>.
- [3]ANSAH S, YOON S Y, CHEN D L.Human motion intention recognition with thigh mounted IMUs[C/OL]//2024 46th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).Piscataway:IEEE,2024[2025-12-01].<https://ieeexplore.ieee.org/document/10782040>.DOI:10.1109/EMBC53108.2024.10782040.
- [4]邹锋,胡庆龙,赵祥欣,等.基于 sEMG 信号的人体下肢空间运动意图识别[J].机械设计与研究,2024,40(6): 84-86.
- [5]赵祎明,王婕,张高巍,等.分析 5 种步态模式状态时下肢表面肌电信号识别人体下肢运动意图[J].中国组织工程研究,2022,26(12): 1805-1811.
- [6]LAI A K M, BIEWENER A A, WAKELING J M. Muscle-specific indices to characterise the functional behaviour of human lower-limb muscles during locomotion[J]. Journal of biomechanics, 2019, 89: 134-138.
- [7]FEZAZI M E, ACHMAMAD A , AQIL M, et al.PSoC-based embedded instrumentation and processing of sEMG signals[J].Analog integrated circuits and signal processing, 2021, 108: 635-650.
- [8]袁小庆,吴涛,原勋,等.基于 GSO-RF 意图识别算法的全身助力外骨骼控制方法研究[J].机械工程学报,2024,60(17): 91-101.
- [9]WANG E K, CHEN X J, LI Y G, et al. Lower limb motion intent recognition based on sensor fusion and fuzzy multitask learning[J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2024, 32(5): 2903-2914.
- [10]SHEN J J,WANG Y ,ZHANG D X.A novel locomotion rule rmbembedding long short-term memory network with attention for human locomotor intent classification using multi-sensors signals[J].Computers, materials & continua, 2024, 79(3): 4349-4370.
- [11]ZHANG Y, WANG X, XIU H H , et al.An improved extreme learning machine (ELM) algorithm for intent recognition of transfemoral amputees with powered knee prosthesis[J].IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2024, 32: 1757-1766.

【作者简介】

吴仁愿(1988—),男,山东郓城人,博士,讲师,研究方向:智能机械与机器人, email:cumtwry@qq.com。

唐文超(2000—),通信作者(email:2900283817@qq.com),男,安徽马鞍山人,硕士研究生,研究方向:康复机器人。

樊晓龙(2000—),男,重庆黔江人,硕士研究生,研究方向:康复机器人, email:1065140934@qq.com。

(收稿日期:2025-07-07 修回日期:2025-12-16)