

doi: 10.7690/bgzd.2025.04.021

基于表面肌电信号和眼动追踪的人-多机器人协同控制方法

胡益铭^{1,2}, 李鸿鑫², 朱鹏铭², 邱学凯², 曾志文², 代维², 肖军浩², 王长城¹

(1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司系统总体部, 四川 绵阳 621000;

2. 国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073)

摘要: 为提高机器人系统对复杂指令的响应能力和适应性, 提出基于表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)和眼动追踪(Eye-Tracking)技术的人-多机器人共享控制。使用自主设计的肌电腕带实时采集操作员前臂的表面肌电信号, 通过设计轻量级卷积神经网络识别典型的手势, 并映射为系统控制指令。使用眼动跟踪仪获取操作员的注视点信息和视线轨迹, 实现机器人选定和期望路径绘制。集成2种新型交互方式构建人机交互平台, 并与多台小型机器人构成人-多机器人共享控制系统。在搭建的人-多机器人半实物仿真平台上进行实验。结果表明, 该共享控制方法具备可行性和有效性。

关键词: 人机交互; 手势识别; 表面肌电信号; 眼动追踪

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

Human-multi-robot Cooperative Control Method Based on Surface Electromyography and Eye Tracking

Hu Yiming^{1,2}, Li Hongxin², Zhu Pengming², Qiu Xuekai², Zeng Zhiwen², Dai Wei²,
Xiao Junhao², Wang Changcheng¹

(1. Department of System General, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South

Industries Groups Corporation, Mianyang 621000, China; 2. College of Intelligence

Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to improve the response ability and adaptability of robot system to complex instructions, a human-multi-robot shared control based on surface electromyography (sEMG) and eye tracking technology is proposed. The self-designed EMG wrist strap is used to collect the surface EMG signals of the operator's forearm in real time, and the lightweight convolutional neural network is designed to recognize typical gestures and map them into system control instructions. The eye tracker is used to obtain the operator's gaze point information and gaze trajectory, and the robot is selected and the desired path is drawn. Two new interaction modes are integrated to construct a human-computer interaction platform, and a human-multi-robot shared control system is constructed with multiple small robots. Experiments are carried out on a human-multi-robot hardware-in-the-loop simulation platform, and the results show that the shared control method is feasible and effective.

Keywords: human-computer interaction; hand gesture recognition; surface electromyography; eye tracking

0 引言

随着机器人技术的不断发展, 多机器人系统被广泛应用于工业、医疗、军事等领域^[1-2]。在一些复杂场景中, 机器人尚未实现完全自动化, 仍需要依靠人类引导完成任务。依托于人机交互技术, 既可以保留机器人强大的执行能力, 又能发挥人类操控者的经验与知识优势, 从而增强多机器人系统在复杂环境下的任务执行能力。

表面肌电信号(sEMG)是人体表面肌肉收缩产生的一种生物电信号, 反映了肌肉在收缩和放松过程中的微弱电位变化^[3]。相较于传统人机交互技术, 基于表面肌电信号的人机交互具有非侵入性、实时

反馈及自然控制等优点, 已经成为人机交互的重要模态之一^[4-6]。眼动追踪技术通过检测眼球运动确定人的注视点和视线的移动过程, 凭借其实时、直观、高精度等特性, 使得其在人机交互中得到了广泛应用^[7-9]。

单一模态的人机交互系统存在人类复杂意图难表达、交互不自然且不直观的问题, 基于多模态的人-多机器人交互系统得到了广泛的研究^[10-11]。机器人在复杂环境下执行任务仍需依靠人类引导, 但系统必须具备一定的自主控制能力, 以减轻人类的操作负荷并提升任务执行效率。笔者设计了人-多机器人共享控制框架, 并进一步开发了基于表面肌电

收稿日期: 2024-08-10; 修回日期: 2024-09-15

第一作者: 胡益铭(1999—), 男, 湖南人, 硕士。

信号和眼动追踪的人-多机器人共享控制系统。

1 双模态人机交互

1.1 基于表面肌电信号的手势识别

通过对表面肌电信号的采集和分析，可以有效地对手势进行识别分类，从而快速且准确地向系统传递人类意图。笔者采用图 1 中自主研发设计的肌电腕带采集表面肌电信号，并设计了 5 种不同的手势及对应的控制指令，如表 1 所示。

表 1 手势-指令

名称	“布”	“石头”	“OK”	“剪刀”	“L”
手势					
指令	静息态	集合沿轨迹运动	选定机器人	编队结束	绘制视线轨迹

笔者设计了由时间卷积层、空间卷积层和时空融合层构成的轻量级神经网络(L-sEMGNet)。时间卷积层使用较小的卷积核捕捉信号在短时间内的变化，并对肌电信号的时序特征进行提取和学习。空间卷积层用于分析 sEMG 各个通道的内在结构特征，帮助模型理解不同通道对手势识别的贡献。时空融合层将时间卷积层和空间卷积层提取的特征融合，为人机交互系统提供准确、实时的控制和反馈。

1.2 眼动追踪技术

笔者基于眼动追踪技术实现对机器人的选择及期望路径的绘制。操作员通过注视人机交互界面中特定区域完成机器人的选择，选择函数可以描述为：

$$Q_e = s_e(p_e, t_e) = [s_{e1}(p_e^1, t_e^1), \dots, s_{em}(p_e^m, t_e^m)]^T. \quad (1)$$

通过眼动追踪设备精确捕捉操作员一段时间内在人机交互界面的视线轨迹，并映射到人-多机器人系统，映射函数可以描述为：

$$\left. \begin{aligned} X_e &= f_e(p_e) = [f_{e1}(p_e^1), \dots, f_{em}(p_e^m)]^T \\ Y_e &= J(X_e) \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

2 多机器人系统自主控制

2.1 基于引导向量场的路径跟随

多机器人编队通过基于引导向量场算法(guiding vector field, GVF)实现对人类视线轨迹的跟随。GVF 根据期望路径构建一个复合向量场，向量场中每个点的向量都具有大小和方向，引导机器人接近目标或跟随路径。在 n 维空间下，通过取 $n-1$ 个连续可微隐函数的零水平集的交集，可以构建出复杂且灵活的期望路径。笔者需要描述的是 2 维空

间中的人类期望路径，因此假设隐函数为：

$$\mathcal{P} = \{\xi \in \mathbb{R}^2 : \phi(\xi) = 0\}. \quad (3)$$

式中： $\phi(\bullet)$ 为 $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ 的二次连续可微的隐函数； $\xi = (x, y) \in \mathbb{R}^2$ 为 2 维空间中的位置点。通过计算期望路径 $\mathcal{P}$ 可以构建一个路径跟随的向量场：

$$\chi_p(\xi) = \alpha I \nabla \phi(\xi) - k \phi(\xi) \nabla \phi(\xi). \quad (4)$$

式中： $\alpha I \nabla \phi(\xi)$ 为切向分量，其方向与期望路径的切线方向一致，保证机器人沿期望路径移动； $k \phi(\xi) \nabla \phi(\xi)$ 为正交分量，其方向与期望路径的法线方向一致，确保机器人期望路径运动。

2.2 基于距离的编队控制

为避免机器人损失和保证任务执行效率，多机器人必须以编队形式协同运动。笔者采用基于距离的编队控制实现多机器人的队形控制，确保机器人之间协同向目标移动。根据式(3)定义机器人 r_i 的复合向量场：

$$\phi_{r_j}(\xi) = \|\xi - \xi(r_j)\|^2 - d_{ij}^2; \quad (5)$$

$$\chi_f^i(\xi) = \sum_{j \in N_i} -\|\xi - \xi(r_j)\| - d_{ij} \nabla \hat{\phi}_{r_j}(\xi). \quad (6)$$

式中： $\chi_f^i(\xi)$ 为邻居 r_j 对 r_i 的控制向量； $\xi(r_j)$ 为 r_j 的实时位置； d_{ij} 为期望距离； $\nabla \hat{\phi}_{r_j}(\xi)$ 为对梯度进行归一化。通过计算 r_i 与邻居之间的总控制向量 $\chi_f^i(\xi)$ ，引导机器人调整速度以维持或达到期望的编队队形。

3 实验验证

3.1 实验平台

为验证提出的基于表面肌电信号和眼动追踪的人-多机器人共享控制的可实践性，搭建了图 1 所示的基于表面肌电信号和眼动追踪的人-多机器人交互实验平台，该实验平台主要由多点触控屏、自主设计的肌电腕带、Tobii 眼动仪、2 台计算机工作站以及多个小型三轮全向机器人组成。

3.2 基于 sEMG 的手势分类识别实验

为验证人-多机器人交互系统中手势指令的准确性和实时性，本实验采集了 6 名被试的表面肌电信号。分别使用线性判别分析(LDA)、随机森林(Random-Forest)、2 维卷积神经网络(2D-CNN)和 L-sEMGNet 方法对采集的表面肌电信号进行分类识别，实验结果如表 2 所示。在不同的时间窗口长

度设置下,采用 L-sEMGNet 分类方法的准确率最高且均在 93%以上,满足系统实时性和准确性要求。

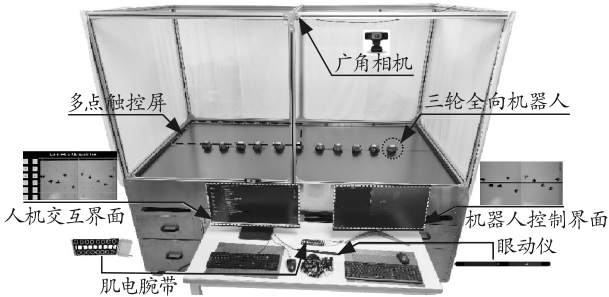


图 1 基于表面肌电信号和眼动追踪的人-多机器人交互平台

表 2 手势分类识别(准确率±标准差) %

分类方法	时间窗口长度		
	250 ms	500 ms	750 ms
LDA	87.66±0.085 3	90.28±0.080 2	90.61±0.092 0
Random-Forest	89.00±0.065 2	90.27±0.064 1	90.68±0.067 9
2D-CNN	91.91±0.064 6	93.31±0.075 5	92.64±0.104 4
L-sEMGNet	93.14±0.055 5	94.45%0.049 4	95.41±0.039 1

3.3 半实物仿真实验

基于眼动追踪技术和表面肌电信号的手势识别 2 种人机交互技术,笔者以人类期望路径跟踪为任务背景开展了人-多机器人共享控制实验(图 2 所示)。在系统各交互模块正确初始化连接后,人机交互端右侧将呈现实时反馈图像,左侧是机器人选择区域。切换手势为“石头”,系统发送集合指令,所有机器人回到初始位置。随后切换手势为“OK”,系统将接入眼动交互,根据操作员的注视点信息完成机器人的选择并进行确认。切换手势为“剪刀”,选中的机器人集群将运动至预备位置,并结成编队队形。之后将手势切换为“L”并保持不变,系统接收一段时间内的操作员注视轨迹,通过多项式拟合得到人类期望路径。切换手势为“石头”,机器人集群将以编队队形协同完成路径跟踪任务。

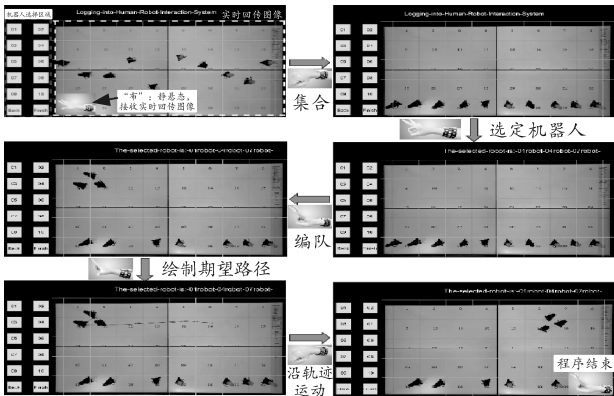


图 2 人-多机器人系统共享控制实验

4 结论

笔者针对单模态人机交互技术难以表达人类复杂意图、且交互不自然、不直观的问题,提出了基于表面肌电信号和眼动追踪技术的人-多机器人共享控制,并搭建了半实物仿真系统,验证了所提出框架的可实践性和有效性。在未来的工作中,将融合语音交互等人机交互技术,从而更完整且准确地表达人类复杂意图,以应对更复杂的任务和需求。

参考文献:

[1] DAI W, LIU Y, LU H, et al. Shared Control Based on a Brain-Computer Interface for Human-Multirobot Cooperation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 6123-6130.

[2] 顾大强, 郑文钢. 多移动机器人协同搬运技术综述[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 20-27.

[3] LIU Y, LI X, YANG L, et al. A Transformer-based Gesture Prediction Model via sEMG Sensor for Human-robot Interaction[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-15.

[4] DELPRETO J, SALAZAR-GOMEZ A F, GIL S, et al. Plug-and-play supervisory control using muscle and brain signals for real-time gesture and error detection[J]. Autonomous Robots, 2020, 44: 1303-1322.

[5] BISI S, DE LUCA L, SHRESTHA B, et al. Development of an EMG-controlled mobile robot[J]. Robotics, 2018, 7(3): 36.

[6] CHEN M, LIU H. Robot arm control method using forearm EMG signals[C]//MATEC Web of conferences. EDP Sciences, 2020: 04007.

[7] SCALERA L, SERIANI S, GALLINA P, et al. Human-robot interaction through eye tracking for artistic drawing[J]. Robotics, 2021, 10(2): 54.

[8] WÖHLE L, GEBHARD M. Towards robust robot control in cartesian space using an infrastructureless head-and-eye-gaze interface[J]. Sensors, 2021, 21(5): 1798.

[9] CARLO G C, REHM M. Intention recognition in human robot interaction based on eye tracking[C]//Human-Computer Interaction-INTERACT 2021: 18th IFIP TC 13 International Conference. Italy: Bari, Springer International Publishing, 2021: 428-437.

[10] 秦留界, 宋光明, 毛巨正, 等. 基于手眼双模态人机接口的移动机器人编队共享控制[J]. 机器人, 2022, 44(3): 343-351, 360.

[11] KARAVAS G K, LARSSON D T, ARTEMIADIS P. A hybrid BMI for control of robotic swarms: Preliminary results[C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2017: 5065-5075.