

人在回路的混合增强智能在 Sawyer 的研究与验证

付海军^{1,2}, 陈世超^{1,3}, 林懿伦¹, 熊刚¹, 胡斌¹

(1. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学人工智能学院, 北京 100049;

3. 澳门科技大学, 澳门 999078)

摘要: 机器学习根据历史数据的模式预测未来, 近年来进行了大量研究并得到了应用, 但在处理动态、非完整、非结构化信息上与人类相去甚远。为此, 引入人的决策, 结合机器学习、知识库, 构建了一个人在回路的混合增强智能闭环系统。基于 Sawyer 协作机器人搭建了人机融合实验平台, 设计了机器人抓取实验。实验结果表明, 相比单一机器学习方式, 在引入人类智能后, Sawyer 在应对非结构化环境下的抓取任务中表现更佳。

关键词: 人机融合; Sawyer; 协作机器人

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.201933

Research and validation of human-in-the-loop hybrid-augmented intelligence in Sawyer

FU Haijun^{1,2}, CHEN Shichao^{1,3}, LIN Yilun¹, XIONG Gang¹, HU Bin¹

1. The State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China

Abstract: Machine learning predicts the future through the patterns of past data, and has gained a lot of research and application in recent years. However, it's far away from human in dynamic, non-complete, and unstructured information processes. Therefore human decision-making, combined with machine learning, knowledge base were introduced in this paper and a human-in-the-loop hybrid-augmented intelligence closed-loop system was built. Based on Sawyer collaborative robot, a human-machine collaboration experiment platform was built, and a grasping experiment was designed. It turns out that the Sawyer, which is introduced human intelligence, performs better in dealing with unstructured environments than that only machine learning is used.

Key words: human-machine collaboration, Sawyer, collaborative robot

1 引言

协作机器人的概念起源于 1994 年通用汽车机器人计划, 其在 1996 年被发明并于次年获得专利授权^[1]。2016 年协作机器人环境中工人安全指南

ISO/TS 15066 的发布, 为协作机器人的发展创造了良好的氛围。协作机器人的定义为: 与人类在共同工作的空间近距离交互的机器人^[2]。人机协同工作, 即人机交互、协同工作。协作机器人设计的初衷就是和人类友好地交互, 因此, 相比于

收稿日期: 2019-06-03; 修回日期: 2019-08-01

通信作者: 胡斌, binhu@ia.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目(No.2018YFB1702701); 国家自然科学基金资助项目(No.61773381, No.61773382, No.61533019, No.61872365); 北京市自然科学基金资助项目(No.4182065)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB1702701), The National Natural Science Foundation of China (No.61773381, No.61773382, No.61533019, No.61872365), Beijing Natural Science Foundation (No.4182065)

传统通用机器人，协作机器人更加安全，因此成了研究者的首选。协作机器人虽然足够安全，但是仍然不能满足需求，还需要其更加智能，能够自主抓取目标物体。

当前，有关协作机器人的研究主要集中在抓取算法方面。Ian 等^[3]在 Baxter 机器人上通过对 RGB-D 采用深度学习训练抓取静态目标物体，解决了以往依靠手工设计模型中存在的问题，也使机器人抓取显得智能。另外，Jeffrey 等^[4]在 Dex-Net 3.0 中基于点云数据集采用卷积神经网络（CNN）训练机器人，使其对基本目标物体的抓取准确率高达 98%；在多模态运动控制^[5-7]方面，Ju 等^[8]以及 Yang 等^[9-10]研究了遥控机器人，Jeffrey 等^[11]融合了虚拟现实（VR）与机器人控制，Andres 等^[12]使用脑机控制机器人。协作机器人的研究仅是机器人研究的一个方向，协作机器人的特殊性能使之成为当今机器人在人类生活服务中最具潜力的希望。但目前协作机器人的研究也暴露出了一些问题。

- 静态工作：协作机器人处在静止状态时进行抓取，对移动场景下的抓取研究工作较少，这限制了机器人的真正实用化。

- 复杂环境下低效：机器人多次尝试抓取，但仍然可能失败，工作效率低。

- 严重依赖数据：以深度学习为代表的机器智能只有严重依赖大量的样本数据训练，才能不断优化；而环境数据千差万别，仅依靠数据训练的网络，不可解释性也成为当前人工智能的重大命题。

这些因素大大限制了对协作机器人的研究及其实际应用，使协作机器人在工业应用（如包装）、室内服务（如居家生活、医疗养老等众多服务业及手工生产行业）方面尚未得到有效的应用。

为此，本文首先搭建了人在回路^[13]的机器人实验平台，在 Rethink Robotics Sawyer 的基础上设计模块化底盘，使协作机器人根据需要自主移动，提高协作机器人的服务能力。其次，面向协作机器人，提出人在回路混合增强智能实现策略，试图构建一个包含人的闭环的智能增强机制。一方面引入人的智慧策略可以避免无效的多次抓取尝试，提高工作效率；另一方面可以通过人的智能使机器更加快速地认知输入、推理和决策，进而增强机器智能和工作能力。最后，通过模拟工厂货物搬卸活动，机器人自主执行货物搬卸任务，以验证增强智能机制的有效性。

本文结构如下，引言部分介绍协作机器人的相关知识以及最新的研究方向与难点，并说明本次研究内容与创新工作；第 2 章展示人在回路机器人实验平台设计，包括 Sawyer 的硬件结构、电气系统、模块化移动底盘等；第 3 章试图构建并实现一个包含人的闭环的混合智能增强机制；第 4 节通过自主搬卸货物实验，验证增强智能部分的有效性；最后，对本文的研究工作进行总结和展望。

2 人在回路的机器人实验平台

2.1 Sawyer 硬件系统

Sawyer 是一款性能强大的协作机器人，本文选其作为实验平台的主体，如图 1 所示，Sawyer 由头部、机械臂、中央控制单元和底座组成，其中头部用于可视化操作界面显示，拥有 7 个自由度的机械臂可以在工作范围内任意伸展抓取。柔性机械臂是协作机器人的重要部分，为了确保安全，其功率和力度受限，带有串联弹性驱动器和内置传感器，每一个关节都有高分辨率的力度传感器。体重 19 kg 的 Sawyer 负荷达 4 kg，臂展 1 260 mm，作业精度 0.1 mm。

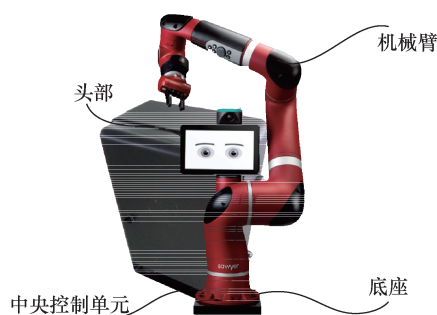


图 1 Sawyer 外形结构

图 2 为 Sawyer 机械臂结构示意图，其中 L0~L6 是 7 个连杆，J0~J6 是 7 个关节点，在 7 个关节点中，J1、J3、J5 为抓取关节点，J0、J2、J4、J6 为旋转关节点。C0、C1 分别为机器人顶部、腕部嵌入视觉装置，嵌入视觉装置主要完成对外界环境的视觉感知，以便更好地决策和控制。每节机械臂内置力觉传感器，可感知力度，实现与人的友好交互。

如图 3 所示，抓取装置包括夹具和夹爪。机械臂通过腕部摄像头检测待抓取的物体的形状，根据中央控制单元选择适宜的夹爪完成抓取作业。

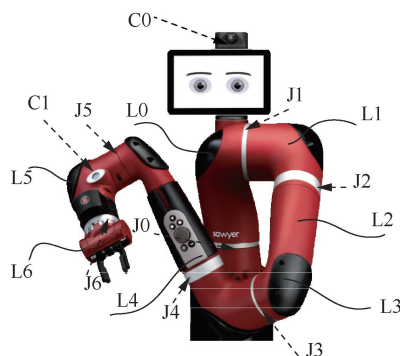


图 2 Sawyer 机械臂结构示意图



图 3 真空夹具和夹爪示意

视觉感知和力觉感知是 Sawyer 的两种主要的与环境交互的感知方式：通过视觉感知获取场景数据，通过力觉感知与人进行交互。

2.2 模块化可移动底盘

为了提高 Sawyer 的服务能力，完成更多、更复杂的任务，本文自主设计了模块化可移动底盘^[14-15]，如图 4 所示。该移动底盘能够作为一个模块与 Sawyer 实现融合，从而使得 Sawyer 按照任务需求实现自由移动。融合模块化移动底盘后的 Sawyer 如图 5 所示。Sawyer 自身具有一个以太网接口、2 个 USB 口和 8 个 Modbus I/O 口。本次设计采用 Modbus 协议，Sawyer 主机通过离散信号控制可移动底盘的移动，从而实现运动目标。集成模块化可移动底盘的 Sawyer 具备独立作业能力，同时移动底盘可相互连接、集群，进而实现多机器人协同作业^[16]。

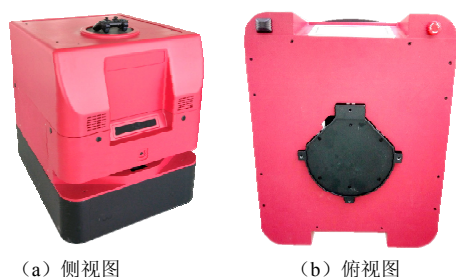


图 4 模块化可移动底盘



图 5 可自主移动的 Sawyer

2.3 Sawyer 软件系统

机器人操作系统 (ROS) 是当前机器人主流开发中间件，而非实时操作系统，但 ROS 提供异构计算集群，如硬件抽象、底层设备控制、常用功能的实现、进程之间的消息传递以及包管理^[17]。Sawyer 协作式机器人是以 ROS 为基础进行系统构建的。

ROS 架构主要分为：文件系统级、计算图级和开源社区级。其中，文件系统级由 ROS 核心文件组成，计算图级解决进程与系统之间的通信问题，开源社区级为机器人开发带来了极大的便利。如图 6 所示，Sawyer 支持 ROS 开发，通过以太网连接后，可以对软件开发工具包 (SDK) 模式下的机器人进行在线编程和调试，在 Ubuntu ROS 下也能对机器人进行虚拟仿真实验。

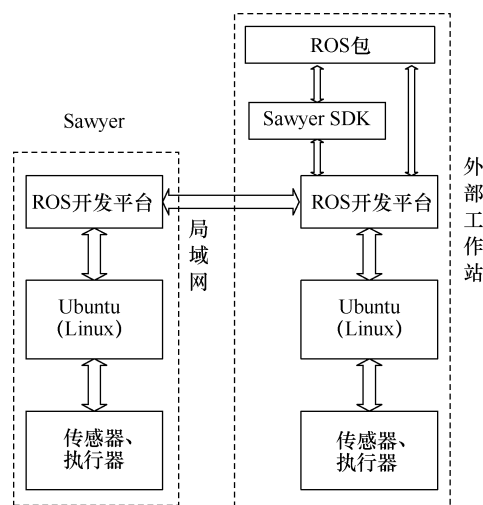


图 6 Sawyer 软件系统结构

ROS 分布式计算模型主要有：ROS 节点模型、ROS 消息/主题以及 ROS 服务模型，分别如图 7(a)~图 7 (c) 所示。一般地，一个机器人控制程序由相互关联的节点组成，每一个 ROS 节点可看作执行任务的进程，而节点之间的通信采用的就是消息/主题和服务模型。

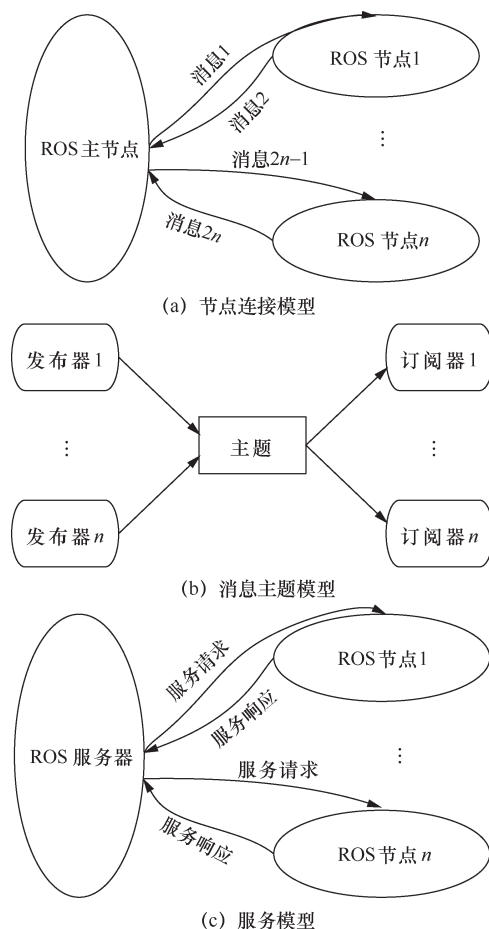


图7 ROS基本模型

Sawyer 利用 ROS 出色的计算模型和通信机制，建立机器人与模块化底盘，以及机器人自身的视觉传感器、力觉传感器、执行机构之间的节点连接，融合后的机器人保证了对机械臂的控制与移动控制。

3 人在回路的混合增强智能研究

3.1 Sawyer 基本抓取能力

机器人抓取涉及感知、规划和控制，由于物体的形状、大小、姿态、材料和重量具有不确定性以及传感和驱动存在误差，机器人抓取一直是一个难题，抓取能力的优劣也直接影响机器人的工作效率和应用范围。针对结构化环境、固定的工作模式，抓取已知 3D 模型，Sawyer 显示出了高效的工作能力。

本文根据 Sawyer 自身的基本能力，根据参考文献[3]中提出的深度学习抓取的方法，用于获得基本抓取能力训练。通过数据训练深度学习网络，使机器人具备基本抓取能力。在本文中，机器人抓取过程通过两个深度学习网络共同完成。为了提高工

作效率，第一个网络使用较少的特征，在短时间内给出较多的抓取候选，机器人开始根据候选得分次序开始抓取；同时，第二个网络使用更多特征得出最佳抓取候选^[3-6,18]。输入越多，意味着时间开销越大，而机器人资源有限，为了节约资源，就需要引入人的智能。

但在新环境，尤其是移动变化情景下，非结构化环境给机器人抓取带来了诸多不确定性，如抓取点的选择、机械臂抓取路径规划等，一些传统的方法渐渐显露出不足，甚至无能为力。为应对更加复杂的应用场景和满足个性化需求，需要人与协作机器人交互引入人的智能，构建认知知识库，从而更加智能、高效地解决实际问题。

3.2 Sawyer 中混合增强智能研究

仅依靠有限模型数据进行深度学习训练得来的能力是最基本的抓取能力，只能做到很有限的抓取，而实际场景千差万别。如果机器人只依赖人采集或制作的有限的模型数据训练，这将是一种很不明智的方法，尤其是在变化的环境当中，不仅仅耗费巨大的人力成本，而且只能应用在很有限的场景中。为了解决移动变化状态下各种不同环境的抓取难题，需要建立一个增强智能的机制，使系统通过自学习达到应对陌生复杂的工作场景的目的，因此本文引入了人在回路的认知输入模型。

图8为人在回路混合增强智能基本框架^[13,19-20]，把人的作用引入智能系统的计算回路中，可以把人对模糊、不确定问题的分析和响应的高级认知机制与机器智能系统紧密耦合，使两者相互适应、协同工作，形成双向的信息交流与控制，使人的感知、认知能力与计算机强大的运算和存储能力结合，形成智能增强形态^[21]。人在回路混合增强智能系统的构建依赖于人机交互技术。人机融合是机器将人的认知策略转化为机器的认知输入，构建知识库并不断更新，从而借助机器学习不断提高决策水平的关键。Sawyer 可通过机械臂的视觉装置感知环境，记录认知条件，通过力觉传感器与人进行交互，获取认知策略。

增强智能的核心是引入人的智能，通过人的智慧帮助机器人解决问题，而机器人又可借助人的策略进化增强。增强部分分为知识库构建、知识库更新和智能增强。本文研究的增强智能体现在抓取学习环节，在抓取失败（置信度低）的时候进行人为干预，那么 Sawyer 可根据人的策略构建知识库，

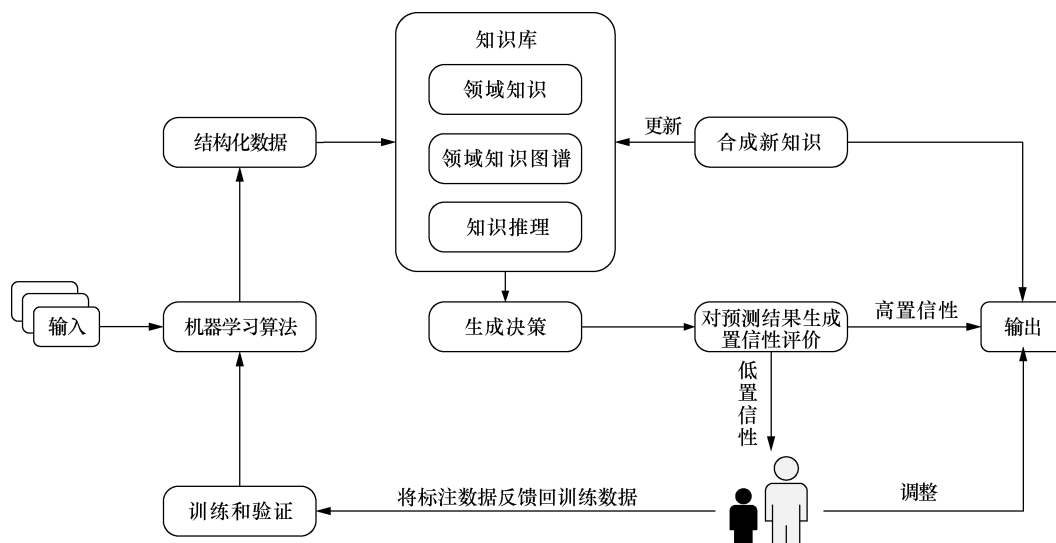


图 8 人在回路混合增强智能基本框架

不断更新，以达到增强智能的目的，如图 9 所示。在执行任务时，机器人会先通过其已经具备的基本抓取能力进行自主抓取，包括场景感知与分析处理、位姿调整；在抓取失败时，机器人会请求人来协助；同时，Sawyer 将通过摄像头记录的工作场景和目标的模型（称为认知输入条件），以及人的操作策略（包括抓取点选取、抓取路径）称为认知策略，构建知识库。具体地，人通过手动与协作机器人交互，拍照记录工作场景的目标，将机械臂摆放至适宜位置，选取夹取点，实现抓取。

在现阶段的研究中，基本能力部分与增强智能部分是独立工作的，可将两者前后的工作能力进行对比，以验证引入人的策略的效果，并设计一个自主搬卸货物实验进行验证。

4 实验验证

通常，在相同的实验情况下，一个不具备增强智能的机器人失败之后，再重复多次依旧会失败；而具备增强智能的机器人在失败后，会请求人工协助并进行学习（可能多次），随后慢慢掌握，直到成功执行任务后一直具备该能力。为了验证人在回路的增强智能可以实现机器人智能增强，本文依托 Sawyer 平台通过自主搬卸货物实验予以验证。

自主搬卸货物实验的任务有：模拟货物搬卸场景，移动 Sawyer 沿着轨迹运动，轨迹旁边放置工作台，机器人通过图像识别货物并且自主更换夹爪。机器人抓取是一个难题，本次实验在抓取环节引入人的智能，在抓取失败后通过人工操作，通过

基本抓取能力与增强智能部分对比验证人在回路的有效性，如图 10 所示。

实验结果表明，相比单一机器学习，在引入人的智能后，Sawyer 在执行非结构化复杂移动环境下的任务时，通过学习人的抓取策略后的抓取表现更加优秀。

5 结束语

本文旨在实现人与协作机器人的融合，尝试引入人的认知机制，构建人在回路的混合增强智能机制，推动协作机器人朝着实用化方向前进。本文搭建了人在回路的机器人实验平台，设计模块化的移动底盘，解决 Sawyer 无法自主移动的问题，使之可完成更多任务；在平台之上，重点针对抓取这一挑战性问题，实现人在回路的增强智能实验设计，引入人的智能实现机器人智能增强，并通过自主搬卸货物实验加以验证。实验表明，人在回路的混合增强智能可以提高机器人的抓取能力，实验取得初步成效。但目前机器人只能多次学习才能实现智能增强；学习较长一段时间后才能发挥学习的效果，增强智能部分并没有表现出像人类那样“举一反三”的能力，几乎是按照人的策略予以执行，甚至还会失败。本文简化了知识库的设计，而知识库构建直接决定了机器增强智能的速度和准确性，设计一个合理的构建机制是研究的重点，尤其是知识推理部分。值得肯定的是，人机融合将是未来的一大主流，人在回路的混合增强智能将会加速融合，进一步推动协作机器人的快速发展。

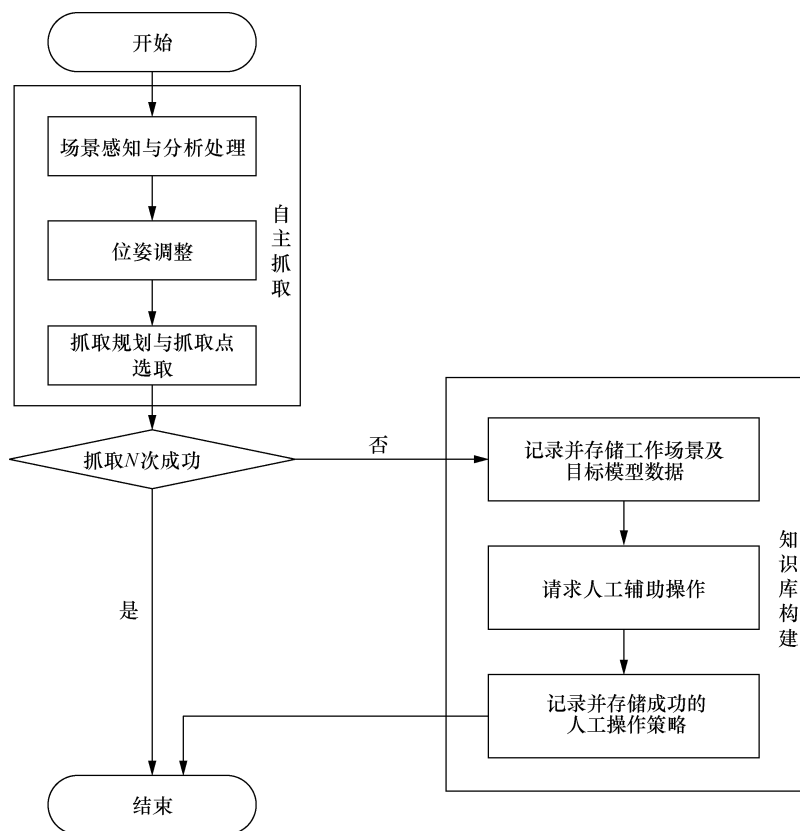
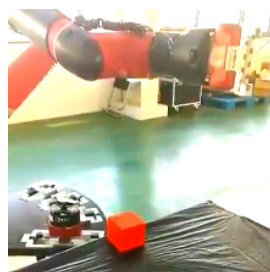


图9 Sawyer 中增强智能设计框图



(a) 自主移动



(b) 识别



(c) 抓取失败请求人工协助



(d) 人工操作抓取



(e) 重新尝试, 抓取成功

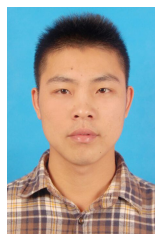
图10 自主移动货物搬卸

参考文献:

- [1] COLGATE J E, PESHKIN M A. Cobots[P]. 1999.
- [2] COLGATE J E, PESHKIN M A. Cobots[J]. Industrial Robot: An International Journal, 1999, 26 (5): 335-341.
- [3] IAN L, HONGLAK L, ASHUTOSH S. Deep learning for detecting robotic grasps [J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 34 (4-5): 705-724.
- [4] JEFFREY M, MATTHEW M, LIU X Y. Dex-Net 3.0: computing robust vacuum suction grasp targets in point clouds using a new analytic model and deep learning[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-26, 2018, Brisbane, Australia. Piscataway: IEEE Press, 2018: 5620-5627.
- [5] ASHESH J, SHIKHAR S, ASHUTOSH S. Beyond geometric path planning: learning context-driven trajectory preferences via sub-optimal feedback[C]//16th International Symposium on Robotics Research (ISSR), December 12-14, 2016, Limassol, Cyprus. Heidelberg: Springer, 2016, 114: 319-338.
- [6] ANDREWD W, JARVIS A S, ALEX R A, et al. Dynamic task execution using active parameter identification with the baxter research robot[C]//IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, August 20-23, 2017, Xi'an, China. Piscataway: IEEE Press, 2017, 14(1): 391-397.
- [7] SAYAN S, ANAK A J. Task and motion planning for manipulator arms with metric temporal logic specifications[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3: 379-386.
- [8] JU Z F, YANG C G, LI Z J, et al. Teleoperation of Humanoid Baxter robot using haptic feedback[C]// International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems (MFI), September 28-29, 2014, Beijing, China. Piscataway: IEEE Press, 2014: 43-48.

- [9] YANG C G, WANG X Y, CHENG L, et al. Neural-learning-based telerobot control with guaranteed performance[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47 (10): 3148-3159.
- [10] YANG C G, WANG X J, LI Z J, et al. Teleoperation control based on combination of wave variable and neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47(8): 2125-2136.
- [11] JEFFREY I L, AIDAN J F, DANIELA R. Baxter's homunculus-virtual reality spaces for teleoperation in manufacturing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 3(1): 179-186.
- [12] ANDRES F S, JOSEPH D, STEPHANIE G, et al. Correcting robot mistakes in real time using EEG signals[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 29-June 3, 2017, Marina Bay Sands, Singapore. Piscataway: IEEE Press, 2017: 6570-6577.
- [13] ZHENG N N, LIU Z Y, REN P J, et al. Hybrid-augmented intelligence: collaboration and cognition[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(2): 153-179.
- [14] 胡斌, 艾人茜, 梁旭, 等. 一种组合式智能移动 AGV 控制方法及系统[P]. 2017.
- HU B, AI R X, LIANG X, et al. A control method and system of a combined intelligent mobile AGV[P]. 2017.
- [15] 胡斌, 陈桂生, 刘勇. 一种组合式智能移动设备及其对接模块[P]. 2018.
- HU B, CHEN G S, LIU Y. A combined intelligent mobile device and docking module thereof [P]. 2018.
- [16] 胡斌, 陈桂生, 刘勇. 基于动态的组合式智能移动 AGV[P]. 2017.
- HU B, CHEN G S, LIU Y. Dynamic-based combined intelligent mobile AGV [P]. 2017.
- [17] 刘品杰. ROS 程序设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
- LIU P J. ROS programming[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2014.
- [18] SU H, ZHANG Y S, LI G S, et al. The shopping assistant robot design based on ROS and deep learning[C]//International Conference on Cloud Computing and Internet of Things (CCIoT), October 22-23, 2016, Dalian, China. Piscataway: IEEE Press, 2016: 173-176.
- [19] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 1-3.
- ZHENG N N. The new era of artificial intelligence[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 1-3.
- [20] 张钹. 人工智能进入后深度学习时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 4-6.
- ZHANG B. Artificial intelligence is entering the post deep-learning era[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 4-6.
- [21] 潘云鹤. 人工智能走向 2.0[J]. Engineering, 2016, 2(4): 51-61.
- PAN Y H. Artificial intelligence is entering 2.0[J]. Engineering, 2016, 2(4): 51-61.

[作者简介]



付海军 (1993-), 男, 河南信阳人, 中国科学院大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为边缘计算。



陈世超 (1987-), 男, 山东日照人, 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室助理研究员, 主要研究方向为平行感知、工业物联网、机器学习、智能制造等。



林懿伦 (1989-), 男, 广东广州人, 中国科学院自动化研究所助理研究员, 主要研究方向为机器学习、智能机器人、智能交通系统等。



熊刚 (1969-), 男, 四川乐山人, 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室研究员, 主要研究方向为复杂系统平行控制、智能制造、智能交通。



胡斌 (1976-), 男, 山东烟台人, 中国科学院自动化研究所助理研究员, 主要研究方向为智能机器人、无人机、社会制造等。