

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905589

基于示教编程的共融机器人技能学习方法的研究进展*

迟明善^{1,2}, 姚玉峰^{1,3}, 刘亚欣^{1,3}

(1. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨理工大学荣成学院 荣成 264300;
3. 威海市机器人与智能装备产业研究院 威海 264209)

摘要: 示教编程方法为共融机器人完成复杂、多样的日常任务提供了一个便捷、可行的解决途径。借助该方法,即使是非专业人士也能轻易地教机器人学会新的运动技能来完成各种日常家居任务。其中,技能学习方法是示教编程方法的核心。首先介绍了示教编程方法,并对其学习框架进行简要分析;随后结合当前研究现状,按技能学习和表示方法的不同将当前研究分成两大类并分别进行详细介绍;最后对上述技能学习方法进行分析与讨论,并探讨了该方向未来的发展趋势。

关键词: 共融机器人; 示教编程; 技能学习; 基本动作

中图分类号: TH789 TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Advances in coexisting-cooperative-cognitive robots skill learning approach based on learning from demonstration

Chi Mingshan^{1,2}, Yao Yufeng^{1,3}, Liu Yaxin^{1,3}

(1. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. Rongcheng Campus, Harbin University of Science and Technology, Rongcheng 264300, China;
3. Industrial Research Institute of Robotics and Intelligent Equipment at Weihai, Weihai 264209, China)

Abstract: Learning from demonstration provides a convenient and feasible way for the fir-co (coexisting-cooperative-cognitive) robot to accomplish complex and various domestic tasks. Based on this approach, the non-expert can easily teach the robot new motion skills to accomplish various domestic household tasks without tedious programming process. The skill learning approach is the key of learning from demonstration approach. Firstly, this study introduces the learning from demonstration approach and analyzes the learning framework. Then, the current studies are categorized into two kinds based on policy learning and representation approach. The typical approaches of each category are introduced in detail. Finally, these two categories comparatively are analyzed and the prospect of the development direction of this direction is proposed.

Keywords: Fri-co (coexisting-cooperative-cognitive) robot; learning from demonstration; skill learning; movement primitive

0 引言

共融机器人的一个核心特征就是学习人类的技能,即机器人应具备向人类学习新运动技能的能力,而对运动技能进行恰当的学习则是机器人完成相关任务的关键^[1-3]。机器人示教编程 (learning from demonstration, LfD)^[4-8],也被称为模仿学习^[9-12],为共融机器人技能的

学习提供了一种简单且用户友好的学习框架,即机器人的控制策略可以从用户提供的示教案例中学习得到。需要着重强调的是,机器人示教编程并不是一种简单的记录再现技术,学习和归纳是示教编程的核心。简单地讲,机器人可以从示教者提供的示教案例中,直接学习相关的控制策略,从而学会其所含运动技能并能在新环境下再现相关技能。

和传统的编程方法相比,示教编程方法具有以下 3

收稿日期: 2019-09-07 Received Date: 2019-09-07

* 基金项目: 国家重点研发计划 (20181309400)、国家自然科学基金重大研究计划培育项目 (91648106)、山东省重点研发项目 (2016GGX101013)、威海市科技攻关项目 (2015ZD01)、威海市大学共建项目 (2016DXGJMS04) 资助

个显著的优点:1)整个控制策略的学习过程不需要机器人系统动力学方面的专业知识,从而避免了因模型简化导致性能降低的问题;2)该方法不需要任何机器人和编程方面的专业知识,即使是非专业人士也能轻松地参与到LfD控制策略的开发中;3)该学习方法将规划决策问题的数据集聚集在任务执行时实际遇到的状态空间,从而能有效地降低搜索空间的复杂性并加快相关控制策略的学习速度^[7-8,13]。

在早期,这种示教编程方法只是用来直接完整地再现实教动作的过程,仅能完成与用户示教完全相同的任务,并在工业领域得到了广泛的应用。但是,任何目标物体位置、形状或大小的改变,都有可能造成再现任务的失败。因此,如何让示教编程方法能在新环境下再现所学技能,从而提高机器人的智能性以及应用范围,成为摆在众多学者面前的一个难题。

早期解决该方法的方法就是采用用户指导的泛化策略,即通过不断询问用户的意图^[14]或借助虚拟现实或增强现实方法^[15]来提供额外信息来生成相关的控制程序。近些年来,随着机器学习技术的兴起,越来越多的研究学者采用量化模仿的方法,即提取技能特征并建立相关的技能模型,来解决示教编程的泛化问题,同时还能增加避障、目标拓展等功能。这种方法能明显减少再现过程中机器人对用户的依赖,并能显著提高机器人的智能性,十分适合于机器人在非结构化环境中完成各种各样的日常任务。

鉴于示教编程方法是共融机器人学习新技能的一个有效途径,本文将着重针对其核心技术—技能的学习方法展开相关的研究。本文首先在对共融机器人技能学习方法进行分析的基础上,依据技能的学习和表示方法的不同,将现有研究分为低级的技能学习和高级的任务学习两大类;然后,分别介绍这两大类技能学习方法的相关研究进展;最后,对这两类技能学习与表示方法进行分析与讨论,并探讨了该方向未来的发展趋势。

1 示教编程技能学习方法的研究

机器人示教编程(LfD)是指机器人从示教者提供的相关示教范例中,通过提取其所对应的运动控制器而学会该运动技能,从而能够在新环境下再现所学技能,即使是非专家用户也能轻松地让机器人学会新的运动技能;它主要包含了感知(行为获取)、学习(行为表述)和执行(行为再现)三大组成部分^[13,16]。该共融机器人的示教编程学习框架如图1所示。

机器人感知(行为获取阶段),主要就是借助各种人机交互界面将人类的行为传递给机器人,即示教者向机器人演示如何完成某日常家居任务。在该阶段,机器人将记录完成指定任务时的相关运动信息(包括位置、速

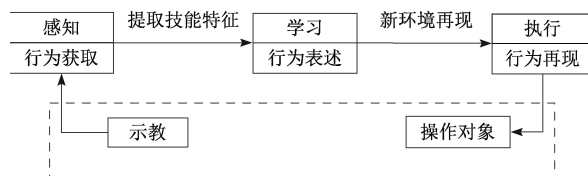


图1 共融机器人示教编程学习框架

Fig.1 Fri-co robot LfD skill learning framework

度、力等信息),从而便于后期学习与行为再现。目前,该阶段的研究主要集中在开发各种各样的示教界面^[4,13],包括直接记录人体运动信息方法(基于视觉、外骨骼或其他穿戴式传感器)、手把手示教方式、遥操作方式(采用手柄或其他遥操作设备)。本文不再对该部分的研究进展进行介绍,重点针对示教编程学习的后两大部分内容展开详细介绍。

为使共融机器人能够提取技能特征并建立相关的技能模型,目前常用的方法就是对同一技能在若干存在较小差异的情况下进行多次示教,并从中提取出不同示教中的特征变量以及任务的约束条件,确定待复现技能的每个分量的权重,并通过最小化该标准来寻求相关的最优控制器,从而在新环境下再现所学技能^[8]。需要注意的是,所提取的这些技能特征和任务约束应在不同的示教中保持不变。

如何进行恰当的策略提取和表示是共融机器人能否成功采用LfD方法进行技能学习的关键。只有解决了该问题,共融机器人才能方便、快捷地学会各种运动技能并成功地在新环境下进行技能的泛化,从而辅助用户完成各种各样的日常家居任务。鉴于此,国内外众多科研人员^[17-21]致力于示教编程中技能学习方法的研究,并取得了令人瞩目的研究成果。

当前,根据示教编程中技能学习和表示方式的不同,可以将示教编程中技能学习方法大致可以分为以下两大类:1)低级的技能学习;2)高级的任务学习,其具体分类情况如图2所示。

2 低级的技能学习方法

低级的技能学习,也被成为“低级动作学习”或“运动技能学习”。这类学习的主要目标就是从机器人的示教轨迹中直接提取运动控制策略,从而完成对相关基本动作的表述。该方法一般可直接应用在简单任务的学习上。同时,该方法学习的基本动作也能为后期学习复杂的、多步骤的任务服务。

2.1 基于动态运动基元方法

基于动态运动基元方法(dynamic movement primitives, DMPs)方法是Ijspeert等^[22-23]提出的一套基于

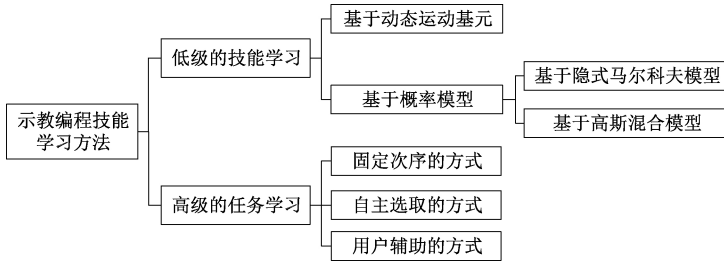


图2 共融机器人示教编程技能学习方法的分类

Fig.2 Classification of Fri-co robots LfD skill learning approach

动态系统的运动表示方法,并成功地应用该方法让机器人学会了网球挥拍这一复杂的动作。DMPs方法主要包含了两大部分内容:1)用于对轨迹进行鲁棒编码的非线性动态系统;2)利用吸引子对示教轨迹进行整形的非参数回归方法。其本质就是由简单的动态系统开始(比如一组线性微分方程),利用规定的吸引子动态特性通过自主学习过程将其转化为非线性系统,通过选取恰当的吸引子(点吸引子和有限周期吸引子),从而生成任意复杂的运动^[22,24]。其中,点吸引子和有限周期吸引子分别用于编码离散运动和周期运动。

对共融机器人而言,一般所需完成的任务都属于点吸引子控制的离散运动。此时,DMPs模型^[25]一般表示为变换系统,如式(1)和(2)所示,正则系统如式(3)所示。

$$\tau \ddot{x} = K(x_g - x) - Dv - K(x_g - x_0)s + Kf(s) \quad (1)$$

$$\tau \dot{x} = v \quad (2)$$

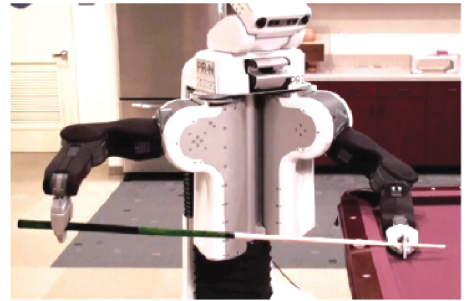
$$\tau \dot{s} = -\alpha s \quad (3)$$

式中: x 和 v 表示系统的位置和速度; x_0 和 x_g 表示起始位置和目标位置; D 是阻尼系数; K 是弹簧系数; τ 是运动周期内的时间比例因子; f 是非线性项; s 是相位变量, $s \in [0,1]$; α 是预定义的常数。需要格外指出的是,非线性项 f 可以用于生成任意复杂的运动轨迹,并同时确保生成的轨迹与示教轨迹具有相类似的运动风格。

采用DMPs方法进行技能的编码具有如下几个特点:1)局部加权回归方法的运行非常快,可以有效地避免其他方法(如神经网络方法)收敛慢的问题;2)DMPs只需从一次示教动作中学习,动态地调整其中的相关参数,便可成功地在新环境下再现相似的运动轨迹,这一点非常有利于机器人在新环境下再现所学技能;3)动态系统对外界的扰动具有很好的鲁棒性,即使有小的噪声也不会影响到吸引子的动态特性。在大的干扰下(比如手动挡住机械臂),DMPs还可通过增加相关的反馈项来再现修改轨迹^[7-8]。

目前,DMPs方法已经被成功地辅助各种机器人完成常见的日常任务^[26-29]。比如,在2009年,Pastor等^[30]扩展了基本的DMPs公式,并将微分方程公式化,可以简单地通过修改初始位置和目标位置的参数从而适用于新的

目标位置,实现所学运动技能的泛化,最后通过Sarcos机械臂倒水任务证实了该方法的有效性;在该学习框架的指导下,该课题组还采用PR2机器人学习了打台球和用筷子翻箱子两个复杂的运动技能^[31],如图3所示,其中对于打台球运动,他们选择了5个任务框架下的变量:右手爪到台球架桥的平移距离,台球架桥的滚动角、俯仰角和偏航角,以及肘部的姿态,而对于用筷子翻箱子运动,相关的变量包含了从手指末端分布的压力传感器上采集而来的数据;赵越等^[32]则对DMPs的基本模型进行改进并提出风格自适应DMPs,并分别成功地采用该模型辅助乒乓球机器人完成击球任务以及足球机器人完成踢球任务;陈鹏震等^[33]则采用DMPs方法解决微小型四旋翼无人机的路径规划问题,并考虑了飞行路径上存在障碍物的情况,在已有DMPs学习的基础上通过设计耦合因子规划出避障路径,从而完成无人机的路径跟踪飞行任务。

(a) 打台球任务
(a) Playing a pool stroke task(b) 用筷子翻箱子任务
(b) Manipulating a box using chopsticks图3 PR2机器人采用DMPs完成任务^[31]Fig.3 PR2 robot accomplish tasks with DMPs^[31]

采用 DMPs 学习而得的运动技能还可以采用增强学习算法来进行改进和提高,从而获得比示教更优的运动性能。这种性能优化一般都需要最小化惩罚函数,而相应的惩罚函数一般由用户指定。比如,在上述 Pastor 等^[31]开展的 PR2 机器人打台球和用筷子实验中,在保持球越过中心线的同时最大化母球移动的速度,可以使系统的运动时间控制在 20 min 以内;而在用筷子实验翻箱子任务中,借助增强学习,机器人可以将翻箱子这个任务完成的成功率从 3% 提高到 86%。除此之外,DMPs 方法还可以与动态人工势场相结合,即将动态人工势场以耦合项的形式嵌入到变换系统中,从而实现机器人在泛化路径上的自动避障^[34-35]。

近些年来,DMPs 已经不单单地用来学习简单的基本动作,一些学者推动 DMPs 发展到更高的级别。比如,Mulling 等^[36]从一组示教的数据中提取出多个 DMPs 模型,然后根据任务以及相关的预定义对其进行混合,并成功地应用该方法采用 Barrett WAM 机械臂完成打乒乓球的任务;NieKum 等^[25]在 2013 年假定单个示教轨迹包含了一系列基本动作,他们通过对示教轨迹进行分割,从而获得该段轨迹所含的基本动作并将每个基本动作作用 DMPs 模型来进行表示;Yang 等^[37]采用与 NieKum 相类似的方法,除了考虑位置信息之外还增加了示教者手臂的刚度信息,完成了 Baxter 机器人抓取不同重量水瓶的任务;Ghalamzan 等^[38]则考虑了用户提供的示教轨迹存在噪音的情况,提出一种新的机器人学习方法并考虑到再现时的避障问题。

2.2 基于概率模型的方法

该类学习方法需要用户提供多次相关动作的示教,一般都需用户提前准备好或者在学习过程中不断地补充提供。这种方法的学习过程就是对示教者提供的数据进行统计分析从而得出相关的推断。具体的讲,就是采用概率密度函数对相关特征进行建模,并采用源自机器学习的各种非线性回归技术进行分析,从而在新环境下再现所学技能。目前,常用的机器学习方法有隐式马尔科夫模型(hidden markov models, HMMs)^[39-45]、高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)^[46-48]、高斯混合回归(Gaussian mixture regression, GMR)^[49-50]等。

1) HMMs 模型

HMMs 是关于时序的概率模型,描述由一个隐藏的马尔科夫链生成不可观测的状态随机序列,再由各个状态生成一个观测随机序列的过程^[40,42]。给定一个状态变量 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$,其中 $y_i \in Y$ 表示第 i 个时刻的系统状态,通常为隐藏的、不可观测的,因此被称为隐变量。第2组是观测变量 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,其中 $x_i \in X$ 表示第 i 个时刻的观察值。根据 HMMs 性质,系统下一时刻的状态仅由当前状态决定,不依赖于以往的任何状态,则所有变量的联合概率分布为:

$$P(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n) = P(y_1)P(x_1 | y_1) \cdot \prod_{i=2}^n P(y_i | y_{i-1})P(x_i | y_i) \quad (4)$$

需要指出的是,本文不再对 HMMs 的模型进行详细的介绍,主要着重关注 HMMs 在示教编程中的应用。此时,相关技能的模型就可由初始概率密度分布、状态转移概率分布以及观测概率分布来确定,其中观察态就是一系列连续的示教轨迹(用机器人的关节角或末端执行器的笛卡尔坐标表示)。对该模型的研究主要集中在模型的结构学习和相关参数的学习。

目前,国外的众多学者基于统计的思想,利用 HMMs 的鲁棒性来对复杂信号的时间和空间变化进行编码,并对各种不同类型的运动进行建模、识别和复现。比如,Tso 等^[51]利用 HMMs 对笛卡尔坐标系下的空间轨迹进行编码,并采用训练集中具有最大相似性的那条轨迹用于复现技能;Kulic 等^[52-53]采用 HMM 在 38 自由度的人形机器人上进行相关动作的学习,如图 4 所示,该学习过程首先采用运动捕捉系统捕获示教者身上安装的 34 个标记点,再采用 Kohlmorgen Lemm 算法对输入人体关节的运动信息进行非监督分割从而获取候选的基本动作,并采用 HMMs 进行编码以及基于模型的相似性用分层树的结构进行表示,同时通过构造原始运动图来学习各基本动作之间的时间关系,最后借助基本运动图来组织相关的运动;与 Kulic 相类似,Kruger 等^[54]关注与从连续观察中学习基本动作,将每个基本动作及其对周边环境中表示为相应的参数化的 HMMs。

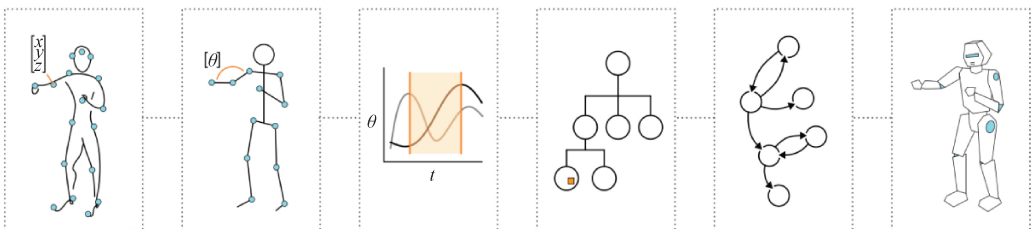


图4 Kulic 等^[53]提出的示教编程学习流程

Fig.4 Flowchart of skill learning proposed by Kulic^[53]

Lee 等^[55-56]提出另一种思路——Mimesis 模型,即在 HMMs 的基础上采用 Viterbi 算法进行计算。具体的讲,就是利用 HMMs 对一系列的运动轨迹进行编码,另外多个 HMMs 通过随机过程生成新的运动轨迹,但是生成的运动轨迹存在不连续的部分,需要采用插值来解决该问题;Aleotti 等^[57]则是在获取轨迹的一系列关键点的基础上,采用非均匀有理 B 样条曲线在这些关键点间进行插值,从而生成新的运动轨迹。

2) GMM 方法

Calinon 等^[46]早在 2007 年就提出采用 GMM 与主成分分析 (principal component analysis, PCA) 相结合的方法来对相关运动信息进行表征和学习。具体讲,在示教阶段获取的数据可以经过时间规整而表示为 $\xi_j = \{\xi_{i,j}, \xi_{s,j}\}$ 的形式 (其中 $\xi_{i,j} = X_{i,j}$), 用于估计变量间的变化性和相关性。混合建模可以在模型的复杂性以及可用训练数据的变化间进行适当的权衡。假定一个混合模型包含 K 个单元,则此时的概率密度函数为:

$$p(\xi_j) = \sum_{k=1}^K p(k)p(\xi_j | k) \quad (5)$$

式中: ξ_j 表示数据点; $p(k)$ 表示先验概率,可由 $p(k) = \pi_k$ 计算; $p(\xi_j | k)$ 表示条件概率密度,可由 $p(\xi_j | k) = N(\xi_j; \mu_k, \Sigma_k)$ 计算, $\{\xi_j; \mu_k, \Sigma_k\}$ 是高斯单元 k 所对应的的先验概率、均值和协方差矩阵,可采用期望最大化 (expectation-maximization, EM) 算法估算出混合参数的最大似然估计。

通俗地讲, GMM 就是一种有限混合模型,该模型中的每个状态用一个高斯过程函数来进行表示,相关数据是由多个高斯过程模型线性组合产生的。GMM 仅仅是用来对数据进行表征,若要生成最终的机器人相关的控制策略,还需要根据 GMM 模型参数结合其他机器学习方法生成相应的运动控制变量。

采用 GMM 与 PCA 相结合的方法虽然能对运动技能进行表征,但存在如果没有历史数据将无法改进模型的问题。为改进该问题, Calinon 等^[58]还提出渐进学习方法来改进模型,具体如图 5 所示。他们在 GMM 进行数据表征的基础上,采用高斯混合回归 (Gaussian process regression, GMR) 来计算概率,这就允许系统在单个框架中处理编码、识别和再现问题,并使用 EM 算法来训练模型;在 2013 年, Calinon 等^[59]还提出一种在任务参数化的混合模型 (task-parameterized mixture model, TP-GMM), 该模型能自动提取候选坐标系的相关性,在复现阶段实时调整参数化的轨迹从而满足不同作业任务的要求,并成功地应用在 WAM 机械臂推拿披萨面团的任务上;在 2014 年, Calinon 等^[60]还拓展了 TP-GMM 模型,使之即使在示教阶段或复现阶段存在部分任务参数缺失的问题也能完成相关任务。

国内外的其他学者也采用该方法进行相关轨迹的学习,比如 Ecehadi 等^[61]采用 GMR 和期望值最大算法来

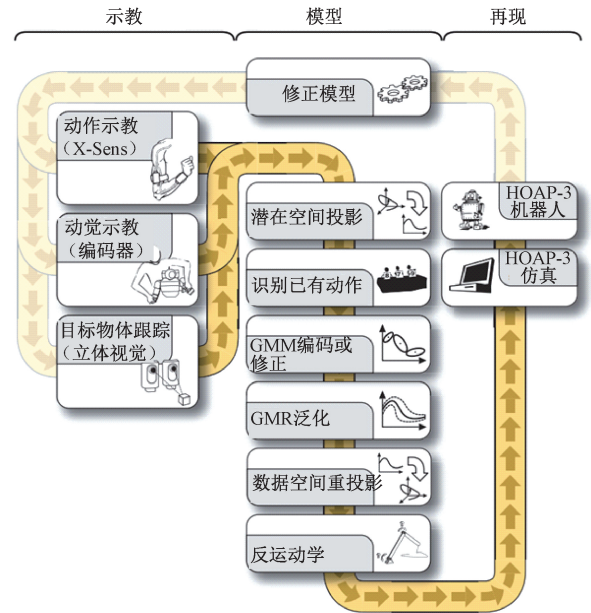


图 5 Calinon 等^[58]提出的示教编程学习流程

Fig.5 Flowchart of skill learning proposed by Calinon^[58]

学习 GMM 的参数,通过求解约束优化问题来获得在新环境下再现的运动轨迹,并成功地应用 Baxter 机器人完成了喂饭的任务;门玉森^[62-63]采用该方法对机器人书写轨迹进行表征和泛化,进而实现机器人书写技能的获取,并完成了书写“机器人”的任务,如图 6 所示;Reiley 等^[64]采用 GMM 表征医生手术过程中的相关基本动作,然后采用 GMR 提取平滑的参考轨迹从而生成相关任务的再现轨迹,并在 Da Vinci 医疗机器人上进行了相关验证。

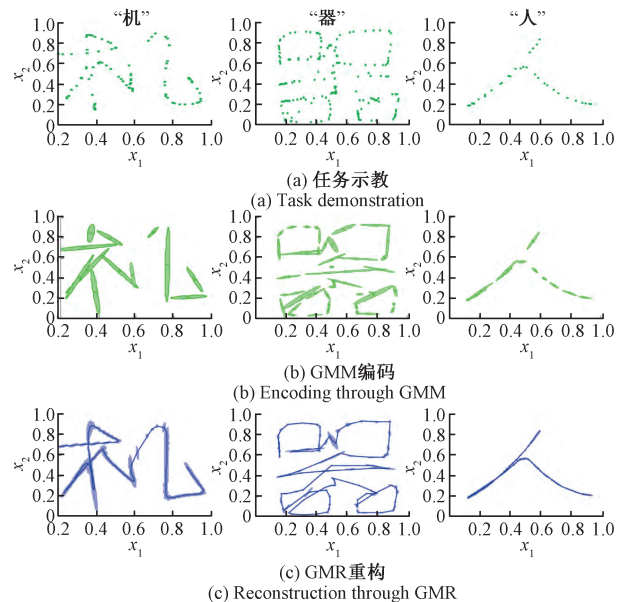


图 6 GMM 与 GMR 相结合方法完成书写任务^[62]

Fig.6 Writing task accomplished with GMM and GMR^[62]

采用 GMM 方法进行技能的学习虽然得到了众多学者的青睐,但是它有两个显著的缺陷:1)依赖于显式的时间索引;2)本质上是开环控制器。为此, Khansari-zadeh 等^[65-66]将运动建模为非线性自治动力系统,并提出稳定估计器(stable estimator of dynamical systems, SEDs)来学习动力系统的相关参数,从而直接学习其闭环控制策略,其再现轨迹如图 7 所示。需要注意的是,该方法主要是基于 GMR,添加额外的约束从而确保了动态系统的全局渐进收敛。除此之外, Li 等^[67]则提出将 GMM 与 DMPs 相结合的方法,具体讲就是采用动态时间包络(dynamic time warping, DTW)对多个示教案例的数据进行预处理,并用 GMM 生成多模态用于 DMPs 的计算,以及采用 GMR 算法生成在 3D 空间中具有较小位置误差的合成轨迹,最后分别通过 KUKA 机器人和 Baxter 机器人执行相关实验证实该方法的有效性。

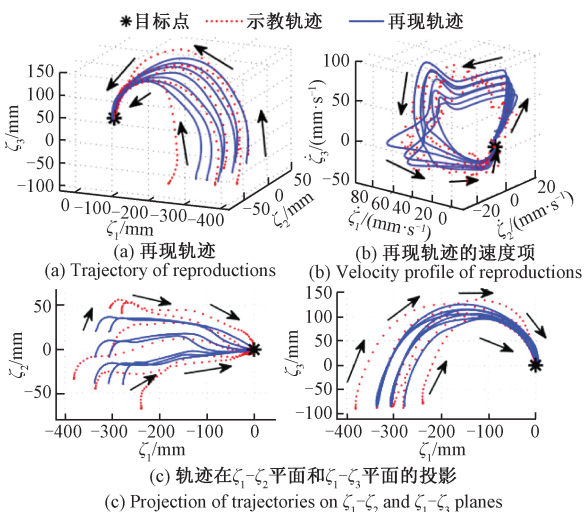


图 7 采用 SEDs 方法泛化生成相类似的轨迹^[65]

Fig.7 Generalized similar trajectories with SEDs approach^[65]

3 高级的任务学习方法

所谓高级的任务学习,主要指共融机器人学会完成一些复杂的、多步骤的任务,并且通常是建立在假定机器人已学会相关基本动作的基础上的(即完成相关低级的技能学习)。该类学习重点研究相关复杂任务所含基本动作间的排列组合问题。需要指出的是,低级的技能学习和高级的任务学习之间的界限并不是十分具体的,高级的任务学习是依赖于低级的技能学习的,是在低级的技能学习基础上展开的后续研究。相比于低级的技能学习,这类任务的示教也是在高级状态下进行的,包含了一系列从基本动作库中选取的用于机器人执行的基本动作(比如抓取动作),并且这些动作的执行时间是不可忽略

的^[6]。这种方式下,基本动作一般是通过对完整示教轨迹进行分割得到的^[16]。符号表示是机器人在进行高级的任务学习时常用的一种行为表达方法。该方法将完成示教任务的相关基本动作采用符号的形式进行描述,在对任务进行归纳概况的基础上,提取出完成该任务的基本动作序列,从而为后续任务的再现做准备^[16]。采用符号形式进行表示的优势在于:1)同一个基本动作可以被重复利用去完成各种不同的日常任务;2)可以方便地通过替换序列中的某一个基本动作来调整相关任务的运动规划^[5,16]。

对于符号表示的任务学习,根据基本动作组合的先后次序关系,可以将该类学习分成 3 大类:1)固定次序的方式;2)自主选取的方式;3)用户辅助的方式。

3.1 固定次序的方式

对于该类学习方式,就是将用符号表示的基本动作按照预先定义的动作序列依次执行。这种方式可以保证机器人在完成相关任务时不必进行繁琐的判断、选择,从而保持较高的任务执行效率。比如在 2012 年, Niekum 等^[25]采用非参贝叶斯方法—贝塔过程向量自回归隐式马尔科夫模型对示教轨迹进行分割,并将所获得的基本动作采用 DMPs 来进行表示并存储各基本动作执行的先后次序,当在新环境下再现示教任务时,根据新目标位置修改后的基本动作也依次按照存储的基本动作次序关系开展相关动作,从而完成指定任务,最后通过 PR2 移动机器人抓放物体任务证实了该方法的有效性;在 2006 年, Saunders 等^[68]在基于记忆方法(也被称为懒惰学习算法)的基础上,使用 K 近邻算法来学习一系列的导航任务,从而控制机器人通过迷宫,避开各种障碍物。这种基于记忆的方法主要是基于查询训练时的数据进行局部近似,可以方便地增添额外训练示例,而无需重建目标函数。

对于这种固定次序的学习方式,还有一种典型的方法就是基于案例推理(case-based reasoning, CBR)的方法。CBR 通过在已有的经验库(或案例库)中查找类似的案例从而在新环境下重用它们来解决新环境下的运动规划问题。该方法可以训练更复杂的、用符号表示的示例,并按照相关的相似性标准,被成功地用于自主机器人踢足球^[69]、机器人户内导航^[70]等任务中。

3.2 自主选取的方式

对于该类学习方式,要求机器人在执行相关任务时能自主从相关的基本动作库(或技能库)中挑选出相关的动作并执行这些动作,从而完成相关的制定任务。这种方式一般要求机器人在示教过程中记录相关的辅助、提示信息,从而便于指导机器人进行相关基本动作的选取。

Pastor 等^[71]在 2012 年提出联想技能记忆法

(associative skill memory, ASM)来控制 WAM 机器人完成学习过的示教任务。ASM 方法假定机器人在完成同类任务时会产生相同的传感信号,因此机器人便可联合存储的基本动作库(技能库)辅助相关传感信息的提示,选取相关的基本动作,从而生成相关控制信号来使机器人在新环境下再现相关任务,具体如图 8 所示。

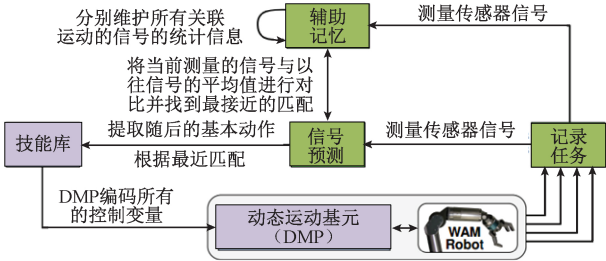


图 8 采用 ASMs 方法进行基本动作选取^[71]
Fig.8 Movement primitive selection with ASMs approach^[71]

Ekvall 等^[72]则遵循相类似的分层结构和递增方法来对“切黄瓜”这个日常任务进行编码。学习就是提取每个目标被操作方式的相关规则,所提取的约束规则如图 9 所示,图 9 中最上面两行(示数 1 和 2)代表的是提供给机器人的示教案例,中间一层(约束)代表是确定的约束关系(其中状态 B 和 E 不是约束),最下面一行(可能执行次序列)代表的是可能的执行序列。

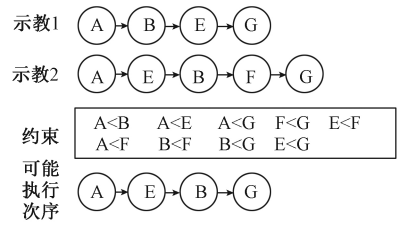


图 9 Ekvall 等^[72]提出的任务规划方法
Fig.9 Task planning approach proposed by Ekvall^[72]

3.3 用户辅助的方式

除了上述两种任务学习方法之外,很多学者致力于在行为再现时提供相关的用户辅助帮助,从而指导机器人在新环境下完成相关的任务。目前,很多学者对程序的泛化性展开研究,并通过各种互动辅助来学习复杂的运动规划。比如,Veeraraghavan 等^[73]提出一种可以表示复杂的、重复的任务的学习规划算法,借助该算法,拟人机器人只根据两次示教的案例便学会重复地执行收集彩球的任务;Nicolescu 等^[74]也提出了基于多个示教进行行为网络学习的框架,如图 10 所示,能够使机器人在对多个示教进行概况的同时,根据教师的语音提示不断地细化学习模型,两者间共同作用完成指定的任务并通过 Pioneer 2DX 移动机器人证实了该方法的有效性。图 11 所示为采用该方法在多个任务间进行技能泛化的例子。

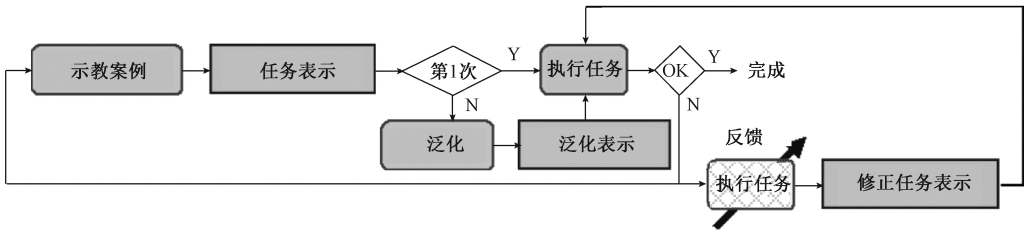


图 10 Nicolescu 等^[74]提出的示教任务学习泛化方法
Fig.10 Learning and generalization approach through demonstration proposed by Nicolescu^[74]

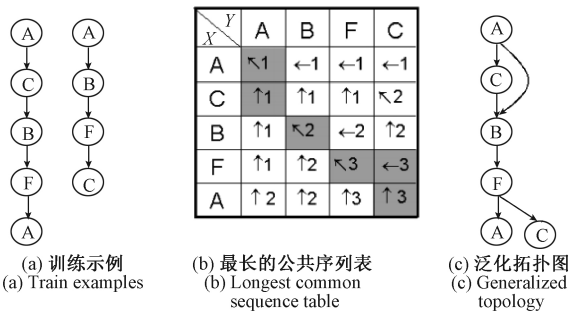
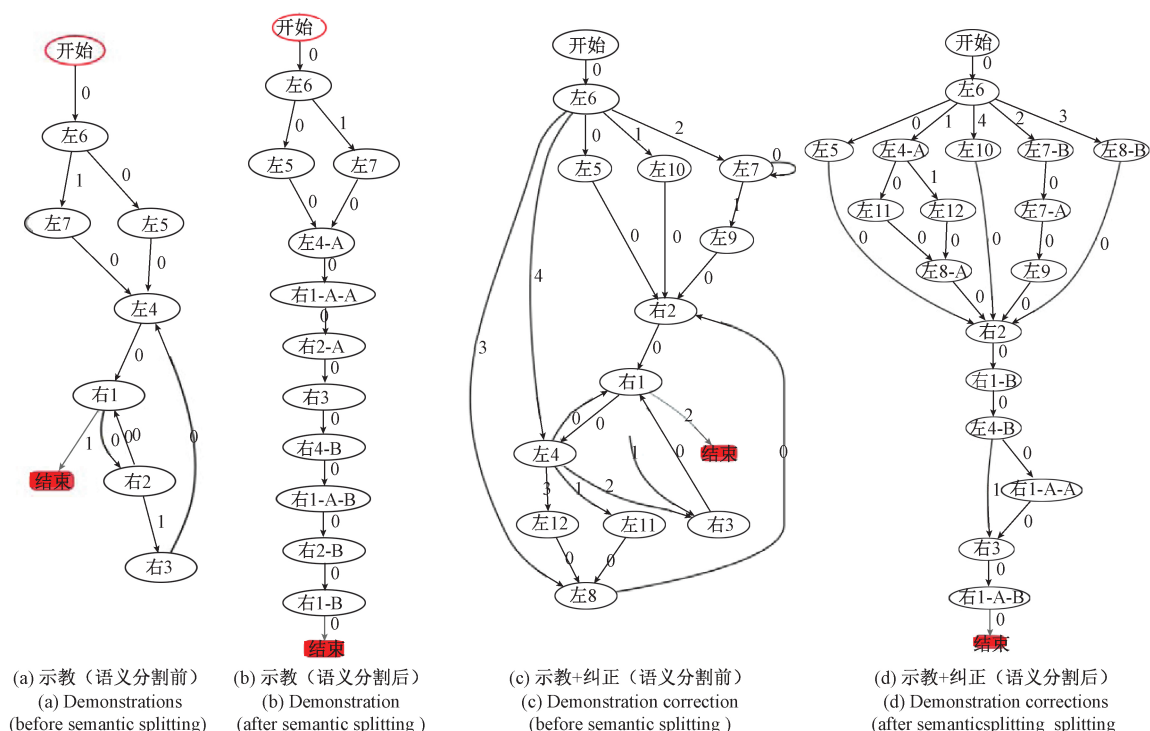


图 11 多个示教任务间泛化^[74]

Fig.11 Generalization across multiple demonstrations^[74]

4 示教编程技能学习方法的讨论

综上所述,在示教技能学习方法的一系列研究中,无

图12 语义分割前后的FSA对比^[75]Fig.12 FSA structures before and after semantic splitting^[75]

论是低级的技能学习还是高级的任务学习都取得了一定的研究成果,均可成功地指导共融机器人完成相关运动技能的学习,从而辅助用户完成各种各样的日常家居任务。其中,高级的任务学习是直接依赖于低级的技能学习的,是在低级的技能学习基础上展开的后续研究。简单地讲,共融机器人只有理解并学会相关的低级技能才能完成更复杂、步骤更繁琐的高级任务。当然,对于一些简单的任务,共融机器人也可以直接通过低级的技能学习而完成。因此,本文针对上述这两种技能学习方法,从其具体的研究方向、使用范围及相关优缺点等方面进行了详细的对比分析。

低级的技能学习,研究主要集中在对各种基本动作进行通用的表述与学习。该类技能的学习方法不仅可以采用所学的技能来完成各种简单的任务,还能为后期高级的任务学习打下基础。因此,该方向受到国内外众多学者的关注并且总体发展的比较快。目前主要存在两个研究方向,即基于动态运动基元方法和基于概率模型的方法,其中后一个研究方向还可具体分为HMMs和GMM方法。上述的这两个研究方向均能完成相关技能的学习,指导机器人在新环境下再现所学的运动技能。但是,它们所采用的思路不同,在相关技能的学习方面也各具千秋。其中,基于动态运动基元的方法可以方便地采用非线性微分方程来对一段示教轨迹进行描述,生成与示教轨迹风格相类似的泛化轨迹,并且不需要用户对

同一任务进行多次示教,吸引了众多学者采用该方法来解决相关技能的学习与泛化;而基于概率模型的方法,无论是基于HMMs还是GMM方法,一般均需要重复进行多次示教,才能从中提取出相关示教中的不变特征,这就需要耗费示教者大量的时间和精力。在这两个具体的基于概率的学习方法中,GMM方法的研究比较深入,尤其是伴随着洛桑联邦理工学院对该方法的持续改进,越来越多的学者采用该方法解决相关技能学习问题。

高级任务的学习,主要研究针对各种不同的任务如何进行相关基本动作的选取和动作序列的规划问题。该类学习通常采用符号的形式进行表示,一般用于完成一些复杂、多步骤任务的学习问题,并且需要提前学会相关基本动作的表达形式。该方向是在低级的技能学习的基础上展开的后续研究,和低级技能学习的界限并不明显。目前,根据基本动作组合的先后次序关系,可以大致分为固定次序的方式、自主选取的方式以及基于用户辅助的方式,具体情况如表1所示。其中固定次序的方式将严格按照示教的次序来重新组织相关基本动作,只能完成同一种完全相同的任务。这种方式的优点在于计算量比较少,可以方便、快捷地完成相关任务,但机器人相对缺少灵活性;自主选取的方式则处于另一个极端,该方式让机器人在每个转换点出自主根据相关的传感信息进行相关信号的选取。虽然该方式能显著地提高机器人的智能性,但是整个任务完成过程需要耗费大量时间,并且在示

教时也需要用户收集大量的相关传感信息;最后一种用户辅助的方式,则是在上述两种方式间进行了平衡,在关键步骤让用户参与,从而在保持程序良好泛化能力的同时还能快速、方便地完成相关任务。因此,这种方式得到了众多学者的青睐,并被用于学习各种各样的日常家居任务。

表 1 高级任务学习方式分析

Table 1 Analysis table of advanced task learning modes		
学习方式	优点	缺点
固定次序的方式	计算量少,可方便、快捷完成相关任务	只能完成同一种示教任务,缺乏灵活性
自主选取的方式	提高机器人的智能性,可灵活完成各种与示教相类似的任务	完成任务耗费大量时间,并在示教时需要收集大量的传感信息
用户辅助的方式	保持程序良好泛化能力的同时,还可相对快速、方便地完成任务	需要用户参与任务的完成过程

5 结 论

示教编程方法为共融机器人完成复杂的、多样的日常任务提供了一个方便、快捷的学习途径。借助该方法,即使是非专业人士也能轻易地教机器人学会新的运动技能。尤其是伴随着机器学习的兴起,该方法近年来也受到了国内外众多学者的青睐。无论是低级的技能学习还是高级的任务学习,都取得了丰硕的研究成果。目前虽然这些学习方法被相继的研究,为示教程序的泛化提供了各种不同的解决方案,但是这些方法中的大部分还只是停留在实验室研究阶段,并且机器人能完成的任务也相对简单并具有一定的局限性,有待进一步深入研究以促进该方法的实际应用。国内在该领域的研究相对比较少,仍处于起步阶段。迅速开展示教技能学习方法的研究,对提高共融机器人的智能性,扩展其应用场合具有重要意义。

在上述分析的基础上,预测未来示教编程方法的发展趋势和研究热点主要集中在以下几个方面。

1)高级任务的学习将得到进一步发展。在将来,共融机器人需要解决各种各样的日常家居任务。而通常的日常家居任务一般都是由常见的若干基本动作组合而成的。显然,在这种情形下,单纯的采用低级的技能学习来逐一学习所有任务并不现实,高级任务的学习将会受到越来越多的关注。

2)低级技能的学习和高级任务的学习之间的区分将会越来越模糊。很多示教学习方法,直接对相关的示教

轨迹进行分割,获取其所含基本动作。在进行基本动作学习的同时,还学习相关基本动作的组合方式,从而在新环境下再现相关技能。整个学习流程同时融合了低级技能的学习和高级任务的学习,它们之间的区分也不再那么清晰。

3)基于用户辅助的高级任务学习方法将依然受到用户的青睐。受机器人相关传感器的制约,完全让机器人自主决定任务的执行次序依然是件相对困难、费时的事情。在这种情况下,适时地让用户参与到新环境下任务的再现过程或提供额外的示教辅助,依然是一种流行的、可行的解决方式。

4)低级技能学习方法学得的基本动作将得到不断的改进和共享。得益于机器学习发展,在进行低级技能学习时可以方便地采用增强学习或其他类似方法来进行改进提高。与此同时,随着互联网技术的发展,不同机器人间学得的低级技能在将来也能实现彼此共享,从而不断扩大现有的相关基本动作库。

参考文献

[1] 刘辛军,于靖军,王国彪,等. 机器人研究进展与科学挑战[J]. 中国科学基金, 2016, 30(5): 425-431.
LIU X J, YU J J, WANG G B, et al. Research trend and scientific challenge of robotics[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2016, 30(5): 425-431.

[2] 何玉庆,赵忆文,韩建达,等. 与人共融——机器人技术发展均新趋势[J]. 机器人产业, 2015(5): 74-80.
HE Y Q, ZHAO Y W, HAN J D, et al. Communicating with others-new trends in robotics development[J]. Robot Industry, 2015(5): 74-80.

[3] 丁汉. 共融机器人的基础理论和关键技术[J]. 机器人产业, 2016(6): 12-17.
DING H. Basic theory and key technologies of coexisting-cooperative-cognitive robots robots[J]. Robot Industry, 2016(6): 12-17.

[4] ARGALL B D, CHERNOVA S, VELOSO M, et al. A survey of robot learning from demonstration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(5): 469-483.

[5] BILLARD A, CALINON S, DILLMANN R, et al. Robot programming by demonstration[J]. Springer Handbook of Robotics, 2008: 1371-1394.

[6] CHERNOVA S, THOMAZ A L. Robot learning from human teachers [J]. Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning, 2014, 8(3): 1-121.

[7] SICILIANO B, KHATIB O. Springer handbook of

- robotics[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [8] 布鲁诺·西西利亚诺,欧沙玛·哈提卜. 机器人手册[M]. 《机器人手册》翻译委员会,译. 北京: 机械工业出版社, 2013.
- SICILIANO B, KHATIB O. Handbook of robotics [M]. Handbook of Robotics Translation Committee, translation. Beijing: Mechanical Industry Press, 2013.
- [9] SCHAAL S. Is imitation learning the route to humanoid robots? [J]. Trends in Cognitive Sciences, 1999, 3(6): 233-242.
- [10] HUSSEIN A, GABER M M, ELYAN E, et al. Imitation learning: A survey of learning methods [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2017, 50(2): 21.
- [11] DUAN Y, ANDRYCHOWICZ M, STADIE B, et al. One-shot imitation learning [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 1087-1098.
- [12] 李帅龙, 张会文, 周维佳. 模仿学习方法综述及其在机器人领域的应用[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(4): 22-35.
- LI SH W, ZHANG H W, ZHOU W J. Review of imitation learning methods and its application in robotics[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(4): 22-35.
- [13] BILLARD A, GROLLMAN D. Robot learning by demonstration[J]. Scholarpedia, 2013, 8(12): 3824.
- [14] MUENCH S, KREUZIGER J, KAISER M, et al. Robot programming by demonstration (rpd)-using machine learning and user interaction methods for the development of easy and comfortable robot programming systems[C]. Proceedings of the International Symposium on Industrial Robots, 1994: 685-685.
- [15] ALEOTTI J, CASELLI S, REGGIANI M. Leveraging on a virtual environment for robot programming by demonstration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2004, 47(2-3): 153-161.
- [16] 迟明善, 姚玉峰, 刘亚欣. 模仿学习示教轨迹自动分割方法的研究进展[J]. 控制与决策, 2019, 34(7): 1345-1354.
- CHI M SH, YAO Y F, LIU Y X. Recnet advances on automatic segmentation method of teaching trajectory for imitation learning [J]. Control and Decision, 2019, 34(7): 1345-1354.
- [17] GASPAR T, NEMEC B, MORIMOTO J, et al. Skill learning and action recognition by arc-length dynamic movement primitives [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 100(2): 225-235.
- [18] 秦方博, 徐德. 机器人操作技能模型综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(8): 1401-1418.
- QIN F B, XU D. Review of robot manipulation skill models [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(8): 1401-1418.
- [19] ZHANG H W, LIU Y, ZHOU W J. Long time sequential task learning from unstructured demonstrations [J]. IEEE Access, 2019(7): 96240-96252.
- [20] FIGUEROA N, URECHE A L P, BILLARD A. Learning complex sequential tasks from demonstration: A pizza dough rolling case study [C]. 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, 2016: 611-612.
- [21] MOHSENI-KABIR A, LI C, WU V, et al. Simultaneous learning of hierarchy and primitives for complex robot tasks[J]. Autonomous Robots, 2019, 43(4): 859-874.
- [22] IJSPEERT A J. Learning control policies for movement imitation and movement recognition [C]. Neural Information Processing System, 2003: 1547-1554.
- [23] IJSPEERT A J, NAKANISHI J, SCHAAL S. Learning attractor landscapes for learning motor primitives [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003: 1547-1554.
- [24] IJSPEERT A J, NAKANISHI J, HOFFMANN H, et al. Dynamical movement primitives: Learning attractor models for motor behaviors [J]. Neural Computation, 2013, 25(2): 328-373.
- [25] NIEKUM S, OSENTOSKI S, KONIDARIS G, et al. Learning and generalization of complex tasks from unstructured demonstrations[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012: 5239-5246.
- [26] YANG CH G, CHEN CH Z, HE W, et al. Robot learning system based on primitives [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 30(3): 777-787.
- [27] 张思伦, 吴怀宇, 陈洋, 等. 基于优选学习泛化机制的机械臂运动规划方法[J]. 高技术通讯, 2019, 29(7): 685-693.
- ZHANG S L, WU H Y, CHEN Y, et al. Motion planning method of manipulator based on optimum selecting and learning generalization mechanism [J]. Chinese High Technology Letters, 2019, 29(7): 685-693.
- [28] KARLSSON M, ROBERTSSON A, JOHANSSON R.

- Autonomous interpretation of demonstrations for modification of dynamical movement primitives[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 316-321.
- [29] HUNG P N, YOSHIMI T. An approach to learn hand movements for robot actions from human demonstrations[C]. IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), 2016: 711-716.
- [30] PASTOR P, HOFFMANN H, ASFOUR T, et al. Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 763-768.
- [31] PASTOR P, KALAKRISHNAN M, CHITTA S, et al. Skill learning and task outcome prediction for manipulation [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2011: 3828-3834.
- [32] ZHAO Y, XIONG R, FANG L, et al. Generating a style-adaptive trajectory from multiple demonstrations [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2014, 11(7): 103.
- [33] 陈鹏震, 吴怀宇, 陈洋. 基于动态运动基元的微小型四旋翼无人机路径规划[J]. 高技术通讯, 2016, 26(2): 186-194.
- CHEN P ZH, WU H Y, CHEN Y. Path planning for micro quadrotor UAVs based on dynamic movement primitives[J]. Chinese High Technology Letters, 2016, 26(2): 186-194.
- [34] CHI M SH, YAO Y F, LIU Y X, et al. Learning, generalization, and obstacle avoidance with dynamic movement primitives and dynamic potential fields [J]. Applied Sciences, 2019, 9(8): 1535.
- [35] RAI A, MEIER F, IJSPEERT A, et al. Learning coupling terms for obstacle avoidance [C]. IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2014: 512-518.
- [36] MULLING K, KOBER J, KROEMER O, et al. Learning to select and generalize striking movements in robot table tennis [J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(3): 263-279.
- [37] YANG CH G, ZENG CH, CONG Y, et al. A learning framework of adaptive manipulative skills from human to robot[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(2): 1153-1161.
- [38] PAXTON C, HAGER G D, BASCETTA L. An incremental approach to learning generalizable robot tasks from human demonstration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015: 5616-5621.
- [39] 潘月浩, 宋执环, 杜往泽, 等. 适用于老年公寓的动作识别设计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 39(1): 29-35.
- PAN Y H, SONG ZH H, DU W Z, et al. Design method for action recognition applied to senile apartment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 39(1): 29-35.
- [40] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.
- [41] 盛敏, 刘双庆, 王婕, 等. 基于 GMM-HMM 模型的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 169-178.
- SHENG M, LIU SH Q, WANG J, et al. Motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on GMM-HMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 169-178.
- [42] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- ZHOU ZH H. Machine Learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [43] 宋晓琳, 郑亚奇, 曹昊天. 基于 HMM-SVM 的驾驶员换道意图辨识研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1): 62-69.
- SONG X L, ZHENG Y Q, CAO H T. Research on driver's lane change intention recognition based on HMM and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(1): 62-69.
- [44] 刘芳, 毛志忠, 李磊, 等. 基于模糊自回归隐马尔可夫模型的控制过程异常数据检测[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(5): 984-990.
- LIU F, MAO ZH ZH, LI L, et al. Outlier detection for control process data based on fuzzy ARHMM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(5): 984-990.
- [45] 曾建奎, 何子述. 基于隐马尔可夫模型的 MIMO 雷达目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(4): 20-23.
- ZENG J K, HE Z SH. New detection method for MIMO radar based on Hidden Markove Model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2008, 22(4): 20-23.
- [46] CALINON S, GUENTER F, BILLARD A. On learning,

- representing, and generalizing a task in a humanoid robot[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2007, 37(2): 286-298.
- [47] 陈友东, 刘嘉蕾, 胡澜晓. 一种基于高斯过程混合模型的机械臂抓取方法[J]. 机器人, 2019, 41(3): 343-352.
- CHEN Y D, LIU J L, HU L X. A manipulator grasping method based on mixture of gaussian processed model[J]. Robot, 2019, 41(3): 343-352.
- [48] LI X, CHENG H, JI G, et al. Learning complex assembly skills from kinect based human robot interaction[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2017: 2646-2651.
- [49] ETTEHADI N, BEHAL A. Implementation of feeding task via learning from demonstration[C]. Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), 2018: 274-277.
- [50] HEWITT A, YANG CH G, LI Y, et al. DMP and GMR based teaching by demonstration for a KUKA LBR robot[C]. 23rd International Conference on Automation and Computing, 2017: 1-6.
- [51] TSO S, LIU K. Hidden Markov model for intelligent extraction of robot trajectory command from demonstrated trajectories[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, 1996: 294-298.
- [52] KULIC D, TAKANO W, NAKAMURA Y. Incremental learning, clustering and hierarchy formation of whole body motion patterns using adaptive hidden markov chains[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(7): 761-784.
- [53] KULIC D, OTT C, LEE D, et al. Incremental learning of full body motion primitives and their sequencing through human motion observation[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(3): 330-345.
- [54] KRUGER V, HERZOG D L, BABY S, et al. Learning actions from observations [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2010, 17(2): 30-43.
- [55] LEE D, NAKAMURA Y. Stochastic model of imitating a new observed motion based on the acquired motion primitives[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006: 4994-5000.
- [56] LEE D, NAKAMURA Y. Mimesis scheme using a monocular vision system on a humanoid robot[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007: 2162-2168.
- [57] ALEOTTI J, CASELLI S. Robust trajectory learning and approximation for robot programming by demonstration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2006, 54(5): 409-413.
- [58] CALINON S, BILLARD A G. What is the teacher's role in robot programming by demonstration?: Toward benchmarks for improved learning [J]. Journal of Interaction Studies, 2007, 8(3): 441-464.
- [59] CALINON S, ALIZADEH T, CALDWELL D G. On improving the extrapolation capability of task-parameterized movement models [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013: 610-616.
- [60] ALIZADEH T, CALINON S, CALDWELL D G. Learning from demonstrations with partially observable task parameters [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 3309-3314.
- [61] ETTEHADI N, BEHAL A. A learning from demonstration framework for implementation of a feeding task [J]. Encyclopedia with Semantic Computing and Robotic Intelligence, 2018, 2(1): 1850001.
- [62] 门玉森. 基于轨迹匹配的模仿学习在类人机器人运动行为中的研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- MEN Y S. Research on imitation learning based on trajectory matching in motion behavior of humanoid robot[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2016.
- [63] 于建均, 门玉森, 阮晓钢, 等. 在书写任务中的基于轨迹匹配的模仿学习[J]. 北京工业大学学报, 2016, 42(8): 1144-1152.
- YU J J, MEN Y S, RUAN X G, et al. Imitation learning based on trajectory matching in the writing task [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2016, 42(8): 1144-1152.
- [64] REILEY C E, PLAKU E, HAGER G D. Motion generation of robotic surgical tasks: Learning from expert demonstrations[C]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2010: 967-970.
- [65] KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. Learning stable nonlinear dynamical systems with gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(5): 943-957.
- [66] KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. Imitation

- learning of globally stable non-linear point-to-point robot motions using nonlinear programming [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 2676-2683.
- [67] LI CH X, YANG CH G, JU ZH J, et al. An enhanced teaching interface for a robot using DMP and GMR[J]. International Journal of Intelligent Robotics and Applications, 2018, 2(1): 110-121.
- [68] SAUNDERS J, NEHANIV C L, DAUTENHAHN K. Teaching robots by moulding behavior and scaffolding the environment[C]. Proceedings of The 1st ACM SIGCHI/SIGART Conference on Human-Robot Interaction, 2006: 118-125.
- [69] ROS R, LOPEZ DE MANTARAS R, ARCOS J L, et al. Team playing behavior in robot soccer: A case-based reasoning approach [C]. International Conference on Case-Based Reasoning, 2007: 46-60.
- [70] LIKHACHEV M, ARKIN R C. Spatio-temporal case-based reasoning for behavioral selection [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001: 1627-1634.
- [71] PASTOR P, KALAKRISHNAN M, RIGHETTI L, et al. Towards associative skill memories[C]. 12th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2012: 309-315.
- [72] EKVALL S, KRAGIC D. Learning task models from multiple human demonstrations [C]. The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, 2006: 358-363.
- [73] VEERARAGHAVAN H, VELOSO M. Teaching sequential tasks with repetition through demonstration[C]. Proceedings of The 7th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2008: 1357-1360.
- [74] NICOLESU M N, MATARIC M J. Natural methods for robot task learning: Instructive demonstrations, generalization and practice [C]. Proceedings of The Second International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2003: 241-248.
- [75] NIEKUM S, CHITTA S, BARTO A G, et al. Incremental semantically grounded learning from demonstration [C]. Robotics: Science and Systems, 2013.

作者简介



迟明善, 2011 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 现为哈尔滨工业大学博士研究生, 主要研究方向为模仿学习及服务机器人的开发。

E-mail: mingshanchi@163.com

Chi Mingshan received his M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2011. He is currently a Ph.D. candidate at Harbin Institute of Technology. His main research interests include imitation learning and development of service robot.



姚玉峰, 2009 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨工业大学(威海)教授, 主要研究方向为医疗装备和服务机器人的开发。

E-mail: Yyf1023@163.com

Yao Yufeng received his Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2009. He is currently a professor at Harbin Institute of Technology, Weihai. His main research interests include development of medical equipment and service robot.



刘亚欣(通信作者), 2009 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨工业大学(威海)副教授, 主要研究方向为微纳机器人和服务机器人的开发。

E-mail: liuyaxin@hit.edu.cn

Liu Yaxin (Corresponding author) received her Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2009. She is currently an associate professor at Harbin Institute of Technology, Weihai. Her main research interests include developments of micro-nano robot and service robot.