

模仿学习示教轨迹自动分割方法的研究进展

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, 山东 荣成 264300; 3. 威海市机器人与智能装备产业研究院, 山东 威海 264209)

摘 要: 符号表达的模仿学习是共融机器人提高其智能性的一条便捷、可行的途径,也为解决复杂、多步骤任务的学习问题提供了一个切实可行的解决方案,而对示教轨迹进行自动分割并获取其基本动作是成功应用这种学习方式的前提条件. 鉴于此,首先,在介绍符号表示的模仿学习的基础上,分析该种学习方式对自动分割方法的具体要求;然后,按照示教任务先验知识的有无将其分为两大类并详细地介绍每类所含的典型分割方法;最后,对上述轨迹分割方法进行对比分析与总结,并展望示教轨迹自动分割方法未来的发展趋势.

关键词: 共融机器人; 模仿学习; 符号表示; 示教轨迹; 自动轨迹分割; 基本动作

中图分类号: TP181

文献标志码: A

Recent advances on automatic segmentation method of teaching trajectory for imitation learning

CHI Ming-shan^{1,2}, YAO Yu-feng^{1,3}, LIU Ya-xin^{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: Symbolic representation of imitation learning is a convenient and feasible way for fri-co(coexisting-cooperative-cognitive) robots to improve their intelligence, and it also provides a practical and feasible solution to solve the learning problems of complex and multi-steps tasks. The automatic segmentation of the teaching trajectory and the acquisition of its movement primitives are the prerequisite of the successful application of this learning method. In view of this, this paper firstly analyzes the basic requirements of the automatic segmentation methods based on the introduction of imitation learning in symbolic representation. Then, it classifies them into two categories according to the prior knowledge of teaching tasks and introduces the typical segmentation methods of each category in detail. Finally, it analyzed these two categories comparatively and proposes the prospect of the development direction of the automatic segmentation method.

Keywords: fri-co(coexisting-cooperative-cognitive) robot; imitation learning; symbolic representation; teaching trajectory; automatic trajectory segmentation; movement primitive

0 引 言

当今,共融机器人研究的一个主要目标是提高机器人的智能性,即机器人应具备学习新运动技能的能力^[1-4]. 模仿学习(Imitation learning)或称为示教编程(Learning from demonstration)^[5-10]为实现该目标提供了一条便捷、可行的途径,即只需向机器人提供完成该任务的一次或多次示教,机器人便可学会并再现该运动技能,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. 目前,该方法已成功应用于诸多复杂运动技能的学习上,如击球^[11]、击鼓^[12]、打台球^[13]、擦白板^[14]等.

对于模仿学习,常采用的一种学习思路是将日常生活中的简单任务看作由单一的基本运动组成,并采用一个整体的控制策略来表示^[15-16]. 然而,对于一些复杂的、多步骤的任务,如果单纯地将其技能归纳为单一的基本动作来表示,则该过程不仅费时费力,所

收稿日期: 2018-05-24; 修回日期: 2018-11-19.

基金项目: 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); 威海市科技发展计划项目(2016DXGJMS04); 山东省高等学校科学技术计划项目(J16LB59).

责任编辑: 程龙.

†通讯作者. E-mail: hitliuyx@163.com.

归纳的基本动作的通用性也大为降低^[17-18]. 得益于 Schaal^[19-20] 在生物学上的发现, 人类的日常行为可看成由各种基本动作按一定次序组合而成, 一些研究人员提出对示教轨迹进行分割, 学习其所含的基本动作并进而学会相关技能, 从而降低学习的难度并能促进所学的基本动作在不同任务间共享. 这种将技能分解为一系列的运动-感知单元的表达方式称为符号表示^[7]. 对示教轨迹进行分割并获取其基本动作是成功应用这种编码方式的前提条件. 相比于费时、费力的人工分割, 示教轨迹自动分割的优势显而易见. 示教轨迹自动分割方法的研究不仅直接影响到能否成功应用符号编码的模仿学习, 还严重影响到共融机器人能否在日常生活中得到广泛应用, 亟需更多的关注与研究.

鉴于符号表示的模仿学习是机器人完成各种复杂日常任务的一个有效途径, 本文针对其核心技术轨迹自动分割方法展开相关研究. 首先在介绍符号编码的模仿学习基础上提出轨迹自动分割方法的具体要求; 然后分类详细介绍现有各种轨迹自动分割方法的相关研究进展; 最后对示教轨迹的分割方法进行分析与讨论, 并探讨该方向未来的研究趋势.

1 符号表示的模仿学习

模仿学习是指机器人“观察”示教者的运动行为, 提取相应的运动控制策略并学会其运动技能, 从而能在新环境下再现该技能^[5,10]. 主要包含感知(行为获取)、学习(行为表述)和执行(行为再现)3大组成部分, 模型学习框架如图1所示.

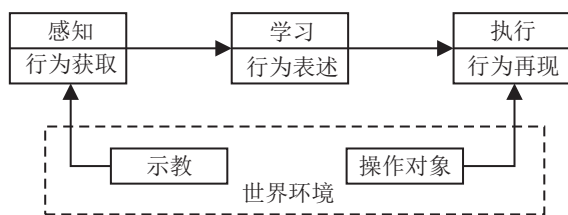


图1 机器人模仿学习框架

符号表示是机器人在进行模仿学习时常用的一种高级行为表达方法. 它将完成示教任务的连续运动分割为一系列的基本动作(或称为运动-感知单元), 并采用符号的形式进行描述, 在对任务进行归纳

概括的基础上, 提取出完成该任务的基本动作序列, 从而为后续的任务再现做准备. 这种编码的优势在于^[18]: 1) 两个连接点间的基本动作可以较为容易地归纳和优化; 2) 同一基本动作可被重复利用去完成不同任务; 3) 可以方便地通过替换序列中的某一基本动作来调整相关的运动规划. 编码方式的具体学习流程如图2所示^[7-8].

对示教轨迹进行在线、快速、合理、通用的分割是这种表示方式能成功应用的关键^[21-24]:

- 1) 在线, 要求机器人能够在示教学习的过程中进行分割, 而不需要额外的等待;
- 2) 快速, 要求在进行分割计算时不需要耗费太长的时间;
- 3) 合理, 要求分割所得的结果具有恰当的语义解释;
- 4) 通用, 要求该算法能够对不同任务的示教数据进行分割, 而不局限于指定的任务类型.

考虑到共融机器人所需完成任务的复杂多样性, 若采用人工分割的方法来对示教轨迹进行分割, 则整个过程不仅费时、费力, 还需要用户提前获知机器人的运动学特性、内在技能的表示等相关专业知识, 无形中增加了模仿学习的难度, 阻碍了该种快速学习方法的推广, 制约了共融机器人的广泛应用^[17,25]. 因此, 国内外众多科研人员致力于示教轨迹自动分割方法的研究, 并取得了令人瞩目的研究成果. 而在示教轨迹的自动分割方法研究中, 迫切需要解决轨迹的在线分割问题以及分割方法的通用性问题. 只有实现轨迹的在线分割并解决分割方法的通用性问题, 共融机器人才能在与人交互的过程中快速学习并执行各种任务, 同时能适应不同的交互伙伴, 并能随着时间的推移不断提高其技能^[21-24].

目前, 根据示教轨迹自动分割过程中相关任务先验知识的有无, 自动分割方法大致可以分为以下两类: 1) 监督分割, 需要借助已知的基本动作来对示教轨迹进行分割; 2) 非监督分割, 不需要任何关于示教数据的先验知识便可进行分割. 本文将以这两类作为示教轨迹自动分割算法的基本框架, 分别详细地阐述现有示教轨迹自动分割算法的相关研究进展情况.

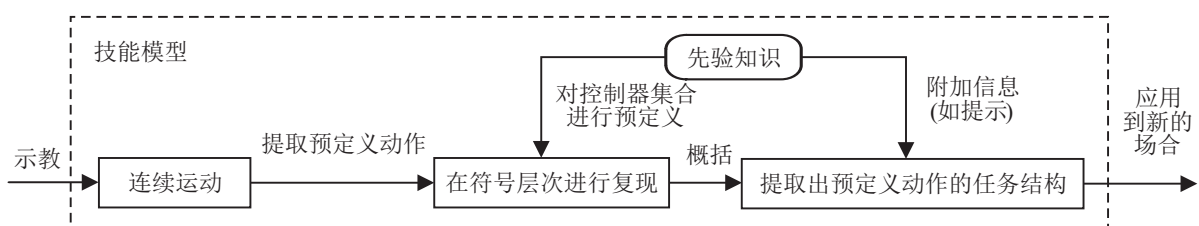


图2 符号表示的模仿学习流程

2 示教轨迹监督分割方法的研究

示教轨迹监督分割方法只需要进行一次任务示教便可获得相对精确的、用户期望的分割结果,并且可以在进行分割的同时识别其基本动作,但是要求提前获知与任务相关的基本动作或基本动作库. 在当今社会,共融机器人所需面对的应用环境越来越复杂,所需处理的日常任务也越来越多样化,而要提前获取与任务相关的基本动作乃至基本动作库也越来越困难. 因此,该类分割方法的研究进展相对比较缓慢,目前的研究主要集中在以下两个方面.

2.1 基于形状匹配的分割方法

早在2004年,Ilg等^[26]便通过平移窗来查找原型序列与观察序列之间形状的最佳匹配. 该方法的具体操作流程如图3所示. 首先提前确定原型序列 m 与观察序列 s 相关的“零速度值”关键特征(分别用 κ_i^m 和 κ_i^s 表示),通过平移窗使得 $\sum \|\Delta\kappa_i^s - \Delta\kappa_i^m\|$ 值最小($\Delta\kappa_i$ 为矢量差分,其值为 $\Delta\kappa_i^m = \kappa_i^m - \kappa_{i-1}^m$),从而确定最佳匹配的轨迹分割.

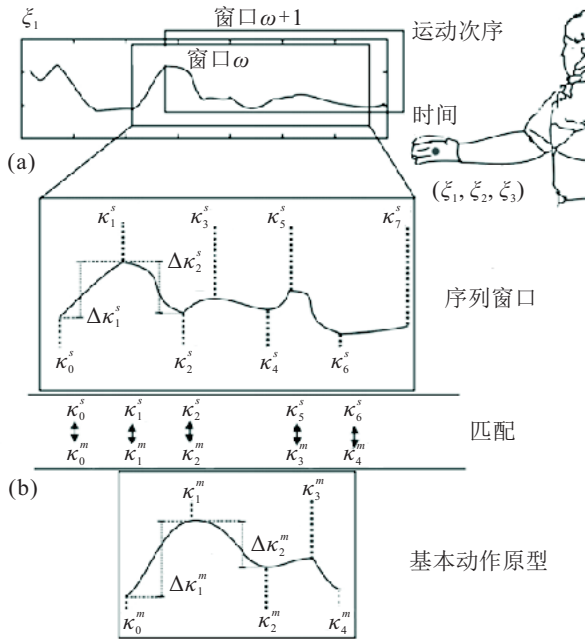
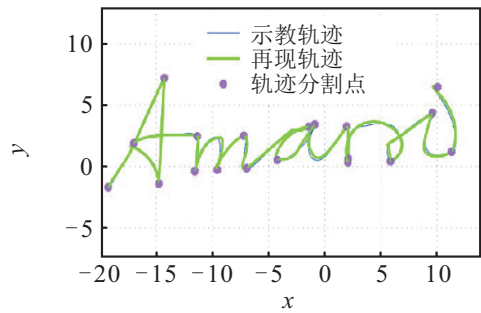


图3 Ilg的示教轨迹分割流程^[26]

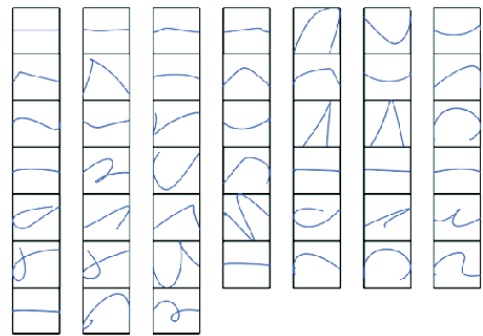
Ilg的示教轨迹分割方法是基于形状匹配的轨迹分割方法的雏形,只能对指定任务的示教轨迹进行粗略的分割,无法扩展应用到其他日常任务的轨迹分割上. 为此,Lemme等^[27]和Meier等^[28-29]对这种基于形状匹配的轨迹分割方法进行了相关的改进.

Lemme等^[27]提出借助已有的基本动作库,通过搜索、对比分析基本动作形状的几何相似性完成对任意示教轨迹的分割. 与此同时,分割过程中还可学习新的基本动作并构建到相关的基本动作库中. 该方法的最大亮点在于可以在进行轨迹分割的同时,学

习其相关基本动作的表示. 图4展示了采用该方法完成的书写单词的分割与再现.



(a) 单词的分割与再现



(b) 基本动作库

图4 Lemme提出的示教轨迹分割方法^[27]

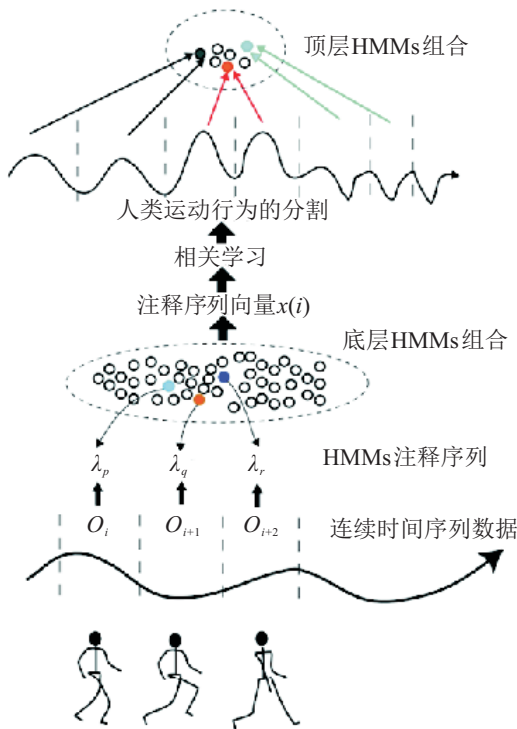
2.2 基于动作序列预测的分割方法

除了上述基于形状匹配的轨迹分割方法外,Billing等^[30]、Takano等^[31]还提出基于动作序列预测的方法来完成对相关示教轨迹的分割,即利用已有的基本动作(或基本动作库)预测完成相关任务的基本动作序列,通过对比分析完成对示教轨迹的分割.

2008年,Billing等^[30]采用预测次序学习方法(Predictive sequence learning, PSL)进行训练数据的识别与控制,借助预测的下一步动作完成相应的轨迹分割. 采用PSL方法的优势在于,行为的识别与控制都是基于相同的PSL库.

Takano等^[31]采用隐式马尔科夫模型(Hidden Markov models, HMM)对已知时间序列分割所得的基本动作进行编码,并将待分割的人类行为与由已知基本动作预测的运动次序进行对比分析,从而完成相关轨迹的分割. 当偏差超过某一阈值时,可将该点作为该段轨迹的分割点,具体分割过程如图5所示.

为了获得更佳的观测模型,在不显著增加待估计参数数量的情况下,Tao等^[32]采用稀疏HMMs作为观测模型,完成对手术过程的轨迹分割. 具体讲,就是将每个观测模型转化为由手术动作词典中所含基本动作的稀疏线性组合,通过找到最高对数似然的模型对相关轨迹进行分割.

图5 日本东京大学的示教轨迹分割方法^[31]

3 示教轨迹非监督分割方法的研究

示教轨迹非监督分割方法的最大优势在于不需要借助任何关于示教任务的先验知识(如所含的基

本动作数目等信息)便可进行分割,但是为了获得良好的运动分割结果,往往需要根据任务预先定义或调整一些参数,如时间间隔、窗口大小、平滑因子、阈值等^[33]. 虽然预先调整或定义这些参数并不容易,但是这种分割方法摆脱了与示教任务相关的运动信息等先验知识的限制,可以方便地应用到各种常见任务的分割中,受到了国内外众多科学家的青睐. 根据轨迹分割依据的不同,该方面的研究大致可分为以下4大类.

3.1 基于关节运动特性的分割方法

这类分割方法根据机械人在完成任务的过程中其关节或末端执行器的运动特性(如速度、角速度等)对示教轨迹进行分割. 具体操作流程为:

- 1) 示教机器人完成某一指定任务并获取其轨迹以及相关运动特征;
- 2) 当轨迹中某选定运动参数超过某一阈值时,便将该点作为轨迹的一个分割点.

在此指导思想下,国外众多学者^[34-38]又针对性地提出了各种不同的分割点判断标准,具体对比情况如表1所示. 但是,该类分割方法将随着关节数量的增加而变得越来越难以调节.

表1 基于关节运动特性的分割方法的对比表

研究机构	学者	分割依据	分割点判断标准	主要参考文献
加拿大多伦多大学	Pomplun, Mataric	机械臂关节速度值	关节速度在连续时间间隔内超过设定阈值	文献[34]
麻省理工学院	Lieberman, Breazeal	机械臂关节速度值	所有关节的均方速度值超过预设阈值	文献[35-36]
南加州大学	Fod, Jenkins	关节角速度方向	角速度方向的反转点	文献[21]
日本东京大学	Nakazawa, Nakaoka	末端执行器的速度值	末端执行器速度的最小值	文献[37]
瑞士联邦理工学院	Gribovskaya, Billard	末端执行器的速度值	末端执行器的均方速度值超过预设阈值	文献[38]

早在2000年, Pomplun等^[34]就利用机械臂关节速度的大小进行分割. 当关节速度在一段连续的时间间隔内均超过某一设定的阈值时,便可将该段轨迹看作一个基本动作,相应的轨迹分割点主要由关节速度和时间间隔的阈值确定. 2004年, Lieberman等^[35-36]也利用关节速度值这个变量进行分割,但是与Pomplun方法不同的是,他们计算所有关节的均方速度(Mean squared velocity, MSV)值并与规定的阈值进行比较,从而确定相应的轨迹分割点. 在该方法中,相关的阈值大小也是通过公式计算得到的,不需要进行人为设定. 除了利用关节速度值这个运动参数外, Fod等^[21]直接利用关节角速度的方向作为分割依据,并将其角速度反转点称为零速度交叉点(Zero-velocity crossing, ZVC). 他们认为角速度反转代表物

体运动方向发生改变,其ZVC点可作为相关轨迹的分割点. 然而,该方法容易导致过分割情况的出现,尤其是当关节运行速度较低时.

除了依据机械臂的关节运动信息进行分割外,末端执行器的运动信息也常被作为分割的依据. Nakazawa等^[37]直接采用局部末端执行器(手和脚)的最小值作为人形机器人跳舞运动的分割点,省略了相关分割参数的确定,他们认为在一段连续的运动轨迹上,局部区间范围内速度的最小值可以作为一个基本动作的始末分割点. Gribovskaya等^[38]仿照与Lieberman类似的方法进行分割,不同的是,利用末端执行器(手)的均方速度(MSV)作为判断依据完成了泡茶任务的示教分割.

3.2 基于与外界物体相互作用的分割方法

这类分割方法直接将机械手与外界物体的接触点作为示教轨迹的分割点,并将示教轨迹分割为以下3个子动作:接近动作、操作动作和收回动作. 该类分割方法在实施过程中,首先需要用户记录示教的轨迹并同时观察机器人的动作,并重点观察机器人与物体接触的时刻. 这类分割方法相对较为容易被理解并赋予合理的语义解释,但是相关接触点的确定是一大难题. 受益于机器视觉技术的飞速发展,这类原本需要用户参与才能完成的分割方法也可以借助视觉自动完成,如 Gienger 等^[39-40]、Wachter 等^[41]和 Yoshimi 等^[42-43]均采用这一思路完成对示教轨迹的分割.

Gienger 等^[39-40]在 ASIMO 机器人视觉的辅助下,通过判断手部与外界物体的关联特征来判断接触点,从而完成对其示教轨迹的分割. 在此,关联特征指的是手与物质心间的相对距离,其数值需要预先设定. 这种计算关联特征的分割方法可以很好地避免因物体遮挡而造成的物体与手接触点的误判断,但是无法对手部和相关物体没有相对运动的技能进行描述. 另外,该方法还可以通过识别相关的任务参考坐标系来进行技能的归纳.

Hung 等^[42-43]采用与 Gienger 类似的方法进行轨迹分割. 不同点在于,Hung 借助外部 Kinect 视觉传感器进行图像捕捉并判断相关的轨迹分割点,其手部接触判断图如图6所示. Hung 首先记录在 Kinect 坐标下示教者食指上 I 标记点和拇指上 T 标记点完成该示教任务的一系列坐标值;然后通过计算 I 点与 T 点间距离 L 的大小,判断手与物体是否接触,从而将轨迹分割成接近、抓取和收回3个基本动作,并将分割所得的基本动作采用 DMPs 进行描述.

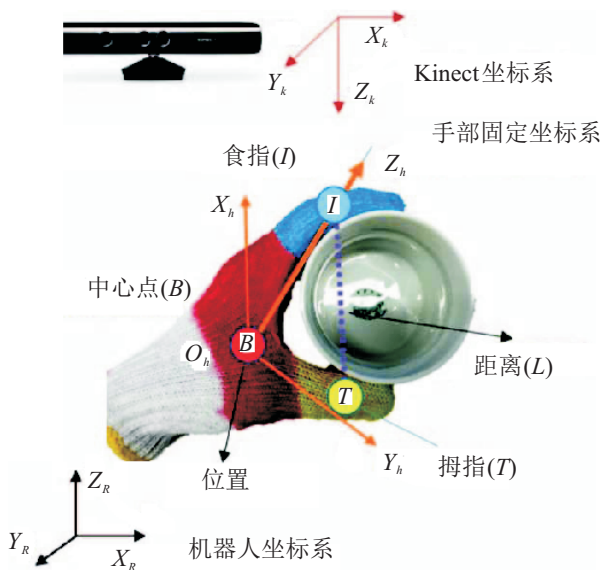


图6 手部接触判断图^[42]

除了直接利用机器视觉捕获相关位置信息外,Wachter 等^[41]还利用示教过程中的视频图像进行相应的轨迹分割,从而避免了繁琐的指定点间距离大小的计算. 在图7所示的分层分割示意图中,顶层分割通过分析运动捕捉系统拍摄的示教录像(图7(a))以及物体的3D模型(图7(b)),判断相关物体间距离大小的变化来确定手与物体接触或脱离的关键帧,从而进行语义标准上的分割(图7(c)上层);底层分割则是在完成语义标准分割的基础上,进一步结合轨迹的形状和关节的加速度值,通过关键帧左右轨迹差异性以及加速度阈值的对比分析进行细分,获得所含的基本动作(图7(c)下层).



(a) 运动捕捉系统获得的示教过程



(b) 转化后的示教姿态3D图

未接触	左手握杯子			未接触
抓取	举起	倾倒	放下	缩回

(c) 分层分割结果(上层为语义分割,下层为细分的基本动作)

图7 德国Wachter的分层行为分割方法^[41]

3.3 基于概率统计的分割方法

这类分割方法的主要观点是将指定任务的示教轨迹单纯地看作是一连串的数据,而忽略这些数据自身的物体意义(如示教任务的相关过程),仅从数学角度对这些数据进行分割. 如数据的方差或概率密度,就常常被用来作为分割判断的依据. 相比于前两种非监督分割方法,该方法在实施过程中只需记录示教轨迹的相关数据信息,然后通过计算这些数据的方差或概率密度来完成分割. 该方法虽然看似简单,但是对示教动作的质量要求较高,示教过程中的抖动或误动作都会降低分割的质量甚至导致误分割现象的发生.

2006年,Koenig 等^[22]提出基于平移窗内数据的方差进行轨迹分割. 该方法通过搜索平移窗内不同时刻的方差峰值来确定相应的轨迹分割点. 为了避免噪声等不利因素的影响,要求分割点处的方差峰值必须高于设定的阈值.

相比于依据平移窗内的方差值进行分割,Kohlmorgen 等^[44]和 Janus 等^[45]则基于滑动窗口内所含数据概率密度的变化来确定示教轨迹的最佳分割

点,并将示教轨迹看作是一个HMM过程,所谓的轨迹分割就是获取HMM中所含的不同潜在状态(即不同基本动作). 2009年,Kulic等^[46]在运用Korhlgorgen算法进行分割的基础上进行了扩展,将分割所得的基本动作采用树结构的形式进行聚类分析,从而能够随时间推移提高所学基本动作的性能.

除了上述基于滑动窗内运动数据特性外,Wu等^[47-48]采用 K 均值法($K = 3$)对iCub人形机器人左眼摄像头捕获完成tic-tac-toe任务的完整示教轨迹进行分割(如图8所示),然后在此基础上分别学习其相关动作并成功地在新环境下再现所学技能. 但是,该分割方法需要用户提前输入相关的基本动作数目.

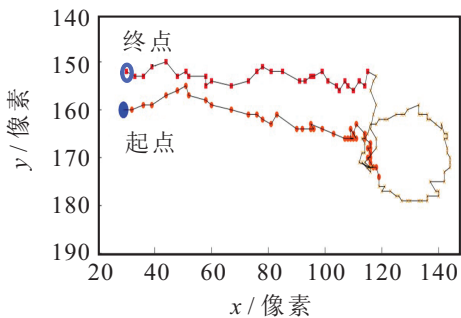


图8 采用 K 均值法分割示教轨迹($K = 3$)^[47]

3.4 基于非参贝叶斯的分割方法

考虑到示教任务的复杂多样性以及所含基本动作数目的不确定性,很多学者在将示教轨迹看作HMM过程的基础上,提出采用非参贝叶斯方法(如狄利克雷过程(Dirichlet process)^[49-50]、贝塔过程(Beta process)^[51-53]等)来确定所含基本动作的数目,从而可以很好地解决轨迹分割过程中HMM先验参数设定困难的问题. 这种方法的轨迹分割过程与第3种方法类似,只需要用户记录示教轨迹的相关数据信息,然后利用相关的非参贝叶斯方法进行处理. 但是不同的是,该类方法需要提供多次示教数据,并且由于采用基于采样的方式确定相关参数,在学习过程中需要耗费大量的时间.

Kruger等^[54]提出采用狄利克雷过程确定相关的分割点,即利用DP-HMM(Dirichlet process-hidden markov model)对示教轨迹进行分割,从而避免了关于示教任务的先验知识; Butterfield等^[55]提出了分层狄利克雷过程隐式马尔科夫模型(Hierarchical dirichlet process Hidden Markov mModel, HDP-HMM, 如图9所示)处理感知匹配和自动发现恰当数目的技能,但是该方法假定所有时间序列共享相同的行为了集,并以完全相同的方式在其中切换.

为了处理多重时间序列以及实现不同行为间基本动作的共享, Niekum等^[17,56]采用贝塔过程确定相

关分割点,并针对观察态行为存在时间依赖性而添加向量自回归过程,即采用BP-AR-HMM(Beta process autoregressive hidden Markov model)算法对示教轨迹进行分割,并采用DMPs算法学习其基本动作. 该方法被成功地应用在PR2机器人上完成了堆积木任务的轨迹分割,分割结果如图10所示.

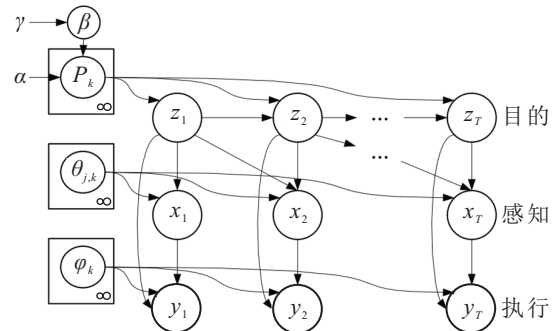
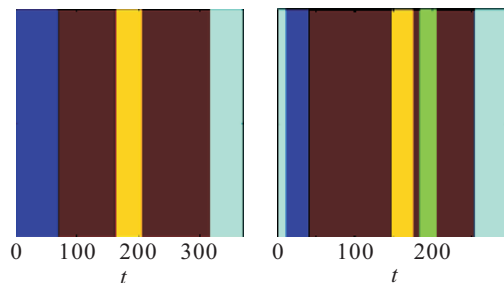
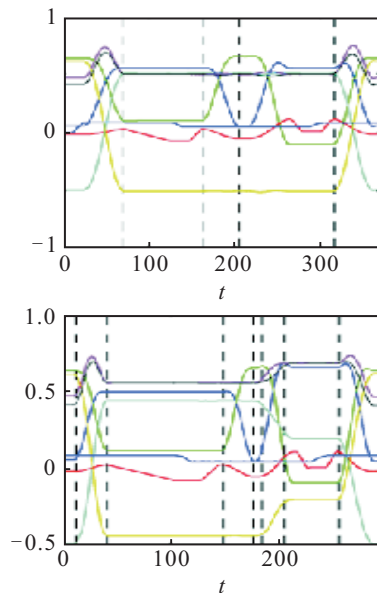


图9 HDP-HMM原理图^[55]



(a) 2次抓放任务示教轨迹BP-AR-HMM分割结果



(b) 在示教轨迹的运动数据上绘制相关分割线

图10 采用BP-AR-HMM的分割图^[17]

此外, Lioutikov等^[2,18]充分利用基本动作间的关联性应用概率推理的方法对示教轨迹分割,从而学会相关技能和构建基本动作库,并完成7自由度KUKA机器人装配椅子的任务. 具体的研究思路为: 1) 从加权的一组分割中学习运动基元的概率表示; 2) 应用概率推理方法对所有可能的分割进行迭代推理; 3)

用所学的运动基元改进当前已有的运动基元库. 该方法如图11所示, 相比于BP-AR-HMM方法, 能够获得更紧凑的分割结果, 并且只需要对超参数进行微调, 计算较为方便.

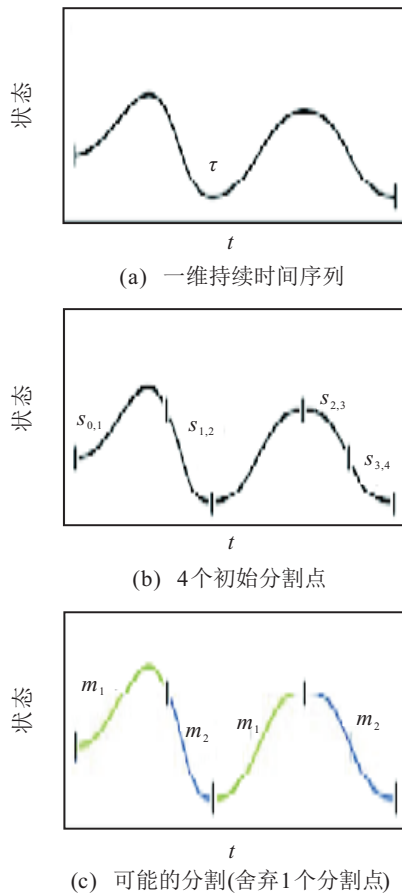


图11 概率推理分割示意图^[18]

4 分割方法的讨论

综上所述, 在示教轨迹自动分割方法的研究中, 无论是监督分割方法还是非监督分割方法都取得了一定的研究成果, 均可完成对各种常见任务示教轨迹的分割, 从而成功地辅助共融机器人学会相关的运动技能.

监督分割方法主要受共融机器人所需操作任务多样化而导致的基本动作库日益庞大的制约, 总体的发展稍显缓慢, 主要存在两个研究思路, 即基于形状匹配和基于动作序列预测的分割方法. 此外, 这两种

方法均对示教轨迹的质量提出了较高的要求, 尤其是基于形状匹配的分割方法. 该方法主要通过搜索、形状对比分析的方式完成对示教轨迹的分割, 如果示教轨迹与基本动作库中存储的原始轨迹间存在较大偏差, 则将导致产生错误的分割结果甚至不能进行分割. 基于动作序列预测的分割方法则能较好地避免这个问题, 即使示教轨迹的一部分质量不佳, 也仍能很好地完成分割任务. 尽管监督分割方法存在这些劣势, 但是其优势也同样十分显著. 该方法可以在一次示教轨迹分割的过程中, 同时完成示教轨迹的分割和相关基本动作的识别与学习, 并能获得相对精确的分割结果. 因此, 监督分割方法特别适用于指定示教任务的分割与学习.

相比于监督分割方法, 非监督分割方法可以不受相关基本动作库的限制, 应用在任意家居任务的示教轨迹分割上, 极大地扩大了共融机器人的应用范围. 但是, 该类分割方法需要后期专门对分割所得的基本动作进行识别与学习. 目前, 该方法主要存在以下4个研究方向: 基于关节运动特性、基于与外界物体的相互作用、基于概率统计和基于非参贝叶斯的分割方法. 其中: 第1种分割方法虽然计算简单, 但当关节的数量增加时, 将显著地增加分割难度, 尤其是该类中的速度过零点(ZVC)方法, 当机器人关节的运行速度较低时, 还会造成严重的误分割现象; 第2种分割方法只适用于对外界物体的抓取操作, 并统一地将示教轨迹划分为接近、操作和收回3个子动作, 在具体使用时如何精确地判断机械手与物体的接触时刻也是一大难点; 第3种分割方法忽略了示教轨迹的物理意义, 单纯地从数学角度利用平移窗内数据的概率密度或方差进行分割, 这种方法不容易获得精确的分割结果, 即使是同一任务的不同示教, 质量方面的差异也会导致产生不同的分割结果; 第4种分割方法利用非参贝叶斯确定HMM中相关隐藏状态的数目, 这种方法可以对任意应用场合下的轨迹进行分割, 但是需要同一任务进行多次示教, 并且分割计算需要耗费较长的时间. 上述4类分割方法虽然都属于非监督

表2 非监督分割方法对比分析表

分割方法	示教次数	分割依据	分割准确性	应用场合	基本动作的学习
基于关节运动特性	一次	关节的速度或角速度信息	相对准确	关节数量比较少, 动作比较连贯	采用多项式拟合
与外界物体相互作用	一次	机械手与物体的接触	准确	用于抓取外界物体	采用DMPs进行学习
基于概率统计方法	一次	平移窗内数据的方差或概率密度	不太准确	动作幅度大的场合	采用树结构或模板形式学习
基于非参贝叶斯方法	多次	采用非参贝叶斯方法	相对准确	任意的操作任务	采用DMPs进行学习

分割方法这一大类,但是分别从不同的角度通过相关参数或阈值的设定完成对示教轨迹的分割,分割思路各不相同,所用方法也各有利弊.因此,本文主要从示教的次数、分割准确性、应用场合以及基本动作的学习等方面,对非监督分割方法的这4个研究方向进行详细的对比分析,具体情况如表2所示.

5 结论

基于符号编码的模仿学习是共融机器人能成功完成复杂的、多步骤任务的一个有效途径,伴随着机器学习的兴起,模仿学习还可与增强学习等机器学习技术相结合,利用增强学习进一步提高轨迹分割后相关基本动作的学习效果,而要实现该目标的前提和关键是示教轨迹自动分割方法.目前虽然有许多分割方法被相继提出,为示教轨迹的分割提供了一定的理论基础,但是这些方法中的大部分还不能实现在线轨迹分割,并且所能处理的任务也具有局限性,基本都停留在简单任务的分割学习上,有待进一步地深入研究以促进该技术的实际应用.国内在该领域的研究相对较少,仍处于起步阶段.迅速开展示教轨迹自动分割算法的研究,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,预测未来示教轨迹自动分割方法的发展趋势和研究热点主要集中在如下几个方面:

1) 非监督分割方法将得到进一步发展.在将来,共融机器人需要解决越来越多的日常操作任务,需要对更多的示教轨迹进行自动分割,显然罗列出所有相关的基本动作并不是一件明智的选择,甚至是不可能完成的任务,在这种情形下,非监督分割方法将受到越来越多的关注.

2) 越来越多的手动分割方法将实现自动化.得益于机器视觉、传感器等技术的飞速发展,将使越来越多的手动分割方法自动化成为现实,进一步使自动分割方法更符合用户的期望并具有合理的语义解释.

3) 监督分割方法依然有其用武之地.对于一些对分割质量要求较高的场合,受限于该任务的示教质量以及周围环境约束的限制,将会开发出适合于该类任务的、专门的监督轨迹分割方法,从而获取相对精确的分割结果.

4) 非参贝叶斯方法将受到越来越多的关注.受益于该方法可以对任意的示教轨迹进行分割,对于日常生活中一些对技能要求不高的场合,用户可以方便地借助该方法完成对轨迹的分割,算法运行的时间也将随着计算机硬件的提高和算法的改进而大大缩短.

参考文献(References)

- [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] Lioutikov R, Neumann G, Maeda G, et al. Probabilistic segmentation applied to an assembly task[C]. Int Conf on Humanoid Robots. Seoul: IEEE, 2015: 533-540.
- [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. The basic theory and key technologies of human-robot integration[J]. Robot Industry, 2016(6): 12-17.)
- [4] 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. Co-existence with humans—The new trend of robot technology development [J]. Robot Industry, 2015(5): 74-80.)
- [5] 于建均,门玉森,阮晓钢,等.模仿学习在机器人仿生机制研究中的应用[J].北京工业大学学报,2016,42(2):210-216.
(Yu J J, Men Y S, Ruan X G, et al. Application of imitation learning in the research of bionic mechanism of robots[J]. J of Beijing University of Technology, 2016, 42(2): 210-216.)
- [6] 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.
- [7] Billard A G, Calinon S, Dillmann R. Learning from Humans[M]. Berlin: Springer International Publishing, 2016: 1995-2010.
- [8] Siciliano B, Khatib O. Springer handbook of robotics[M]. Beijing: China Machine Press, 2013: 1095-1110.
- [9] Siciliano B, Khatib O. Springer handbook of robotics[M]. Berlin: Springer Heidelberg, 2008: 1371-1389.
- [10] Billard A, Grollman D. Robot learning by demonstration[J]. Scholarpedia, 2013, 8(12): 3824.
- [11] Muelling K, Kober J, Kroemer O, et al. Learning to select and generalize striking movements in robot table tennis[J]. Int J of Robotics Research, 2013, 32(3): 263-279.
- [12] Gams A, Ijspeert A J, Schaal S, et al. On-line learning and modulation of periodic movements with nonlinear dynamical systems[J]. Autonomous Robots, 2009, 27(1): 3-23.
- [13] Pastor P, Kalakrishnan M, Chitta S, et al. Skill learning and task outcome prediction for manipulation[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE,

- 2011: 3828-3834.
- [14] Eppner C, Sturm J, Bennewitz M, et al. Imitation learning with generalized task descriptions[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 1804-1810.
- [15] Paraschos A, Daniel C, Peters J, et al. Probabilistic movement primitives[C]. Advances in Neural Information Processing Systems(NIPS). Lake Tahoe: MIT Press, 2013: 2616-2624.
- [16] Mülling K, Kober J, Peters J. Learning table tennis with a mixture of motor primitives[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robots. Nashville: IEEE, 2010: 411-416.
- [17] Niekum S, Osentoski S, Konidaris G, et al. Learning and generalization of complex tasks from unstructured demonstrations[C]. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Vilamoura: IEEE, 2012: 5239-5246.
- [18] Lioutikov R, Neumann G, Maeda G, et al. Learning movement primitive libraries through probabilistic segmentation[J]. Int J of Robotics Research, 2017, 36(8): 879-894.
- [19] Schaal S. Dynamic movement primitives — A framework for motor control in humans and humanoid robotics[C]. Adaptive Motion of Animals and Machines. Tokyo: Springer, 2006: 261-280.
- [20] Schaal S. Is imitation learning the route to humanoid robots?[J]. Trends in Cognitive Sciences, 1999, 3(6): 233-242.
- [21] Fod A, Matari M J, Jenkins O C. Automated derivation of primitives for movement classification[J]. Autonomous Robots, 2002, 12(1): 39-54.
- [22] Koenig N, Matari M J. Behavior-based segmentation of demonstrated tasks[C]. Int Conf on Development and Learning. Bloomington: IEEE, 2006: 228-234.
- [23] Lin F S, Kulic D. Segmenting human motion for automated rehabilitation exercise analysis[C]. The 34th Annual Int Conf of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. San Diego: IEEE, 2012: 2881-2884.
- [24] Kulic D, Takano W, Nakamura Y. Combining automated on-line segmentation and incremental clustering for whole body motions[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Pasadena: IEEE, 2008: 2591-2598.
- [25] Niekum S D. Semantically grounded learning from unstructured demonstrations[D]. Amherst: School of Computer Science, University of Massachusetts, 2013.
- [26] Ilg W, Gokhan H B, Johannes M, et al. On the representation, learning and transfer of spatio-temporal movement characteristics[J]. Int J of Humanoid Robotics, 2004, 1(4): 613-636.
- [27] Lemme A, Reinhart R F, Steil J J. Self-supervised bootstrapping of a movement primitive library from complex trajectories[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robots. Madrid: IEEE, 2014: 726-732.
- [28] Meier F, Theodorou E, Schaal S. Movement segmentation and recognition for imitation learning[C]. Int Conf on Artificial Intelligence and Statistics. La Palma: JMLR, 2012: 761-769.
- [29] Meier F, Theodorou E, Stulp F, et al. Movement segmentation using a primitive library[C]. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. San Francisco: IEEE, 2011: 3407-3412.
- [30] Billing E A, Hellström T, Janlert L E. Behavior recognition for learning from demonstration[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Anchorage: IEEE, 2010: 866-872.
- [31] Takano W, Nakamura Y. Humanoid robot's autonomous acquisition of proto-symbols through motion segmentation[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robots. Genova: IEEE, 2007: 425-431.
- [32] Tao L, Elhamifar E, Khudanpur S, et al. Sparse hidden markov models for surgical gesture classification and skill evaluation[C]. Int Conf on Information Processing in Computer-Assisted Interventions. Pisa: Springer-Verlag, 2012: 167-177.
- [33] Lee S H, Suh I H, Calinon S, et al. Autonomous framework for segmenting robot trajectories of manipulation task[J]. Autonomous Robots, 2015, 38(2): 107-141.
- [34] Pomplun M, Matari M J. Evaluation metrics and results of human arm movement imitation[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robotics. Banff: IEEE, 2000: 7-8.
- [35] Lieberman J, Breazeal C. Improvements on action parsing and action interpolation for learning through demonstration[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robots. Santa Monica: IEEE, 2004: 342-365.
- [36] Lieberman J. Teaching a robot manipulation skills through demonstration[D]. Cambridge: Department of Mechanical Engineering, Massachusetts Institute of Technology, 2004.
- [37] Nakazawa A, Nakaoka S, Ikeuchi K, et al. Imitating human dance motions through motion structure analysis[C]. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Lausanne: IEEE, 2002: 2539-2544.
- [38] Gribovskaya E, Billard A. Combining dynamical systems control and programming by demonstration for teaching discrete bimanual coordination tasks to a humanoid robot[C]. ACM/IEEE Int Conf on Human-Robot Interaction. Amsterdam: IEEE, 2008: 33-40.
- [39] Gienger M, Mühlig M, Steil J J. Imitating object movement skills with robots — A task-level approach

- exploiting generalization and invariance[C]. IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Taipei: IEEE, 2010: 1262-1269.
- [40] Mühlig M, Gienger M, Steil J J. Human-robot interaction for learning and adaptation of object movement[C]. IEEE/RSJ Int Conf Intelligent Robots and Systems. Taipei: IEEE, 2010: 4901-4907.
- [41] Wachter M, Asfour T. Hierarchical segmentation of manipulation actions based on object relations and motion characteristics[C]. Int Conf on Advanced Robotics. Istanbul: IEEE, 2015: 549-556.
- [42] Hung P N, Yoshimi T. An approach to learn hand movements for robot actions from human demonstrations[C]. IEEE/SICE Int Symposium on System Integration. Sapporo: IEEE, 2017: 711-716.
- [43] Pham N H, Yoshimi T. A proposal of extracting of motion primitives by analyzing tracked data of hand motion from human demonstration[C]. The 47th Int Symposium on Robotics. Munich: IEEE, 2016: 467-472.
- [44] Kohlmorgen J, Lemm S, Ida F F. A dynamic HMM for on-line segmentation of sequential data[C]. Advances in Neural Information Processing Systems(NIPS). Vancouver: MIT Press, 2001: 793-800.
- [45] Janus B, Nakamura Y. Unsupervised probabilistic segmentation of motion data for mimesis modeling[C]. Int Conf on Advanced Robotics. Seattle: IEEE, 2005: 411-417.
- [46] Kulic D, Takano W, Nakamura Y. Online segmentation and clustering from continuous observation of whole body motions[J]. IEEE Trans on Robotics, 2009, 25(5): 1158-1166.
- [47] Wu Y, Demiris Y. Hierarchical learning approach for one-shot action imitation in humanoid robots[C]. Int Conf on Control Automation Robotics & Vision. Singapore: IEEE, 2011: 453-458.
- [48] Wu Y. Towards robot learning of tool manipulation from demonstration[D]. London: Department of Electrical and Electronic Engineering, Imperial College London, 2013.
- [49] Teh Y W, Jordan M I, Beal M J, et al. Hierarchical dirichlet processes[J]. J of the American Statistical Association, 2006, 101(476): 1566-1581.
- [50] 郜青滨. 基于隐Markov模型的人类行为识别[D]. 上海: 华东师范大学信息科学技术学院, 2013. (Gao Q B. Human activity recognition based on hidden Markov models[D]. Shanghai: School of Information Science Technology, East China Normal University, 2013.)
- [51] Fox E B, Hughes M C, Sudderth E B, et al. Joint modeling of multiple time series via the beta process with application to motion capture segmentation[J]. Annals of Applied Statistics, 2014, 8(3): 1281-1313.
- [52] Fox E B, Sudderth E B, Jordan M I, et al. Joint modeling of multiple related time series via the beta process[EB/OL]. [2019-02-28]. <https://arxiv.org/pdf/1308.4747.pdf>.
- [53] Sun S, Zhao J, Gao Q. Modeling and recognizing human trajectories with beta process hidden Markov models[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(8): 2407-2417.
- [54] Kruger V, Tikhonoff V, Natale L, et al. Imitation learning of non-linear point-to-point robot motions using dirichlet processes[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Saint Paul: IEEE, 2012: 2029-2034.
- [55] Butterfield J, Osentoski S, Jay G, et al. Learning from demonstration using a multi-valued function regressor for time-series data[C]. IEEE/RAS Int Conf on Humanoid Robots. Nashville: IEEE, 2010: 328-333.
- [56] Niekum S, Osentoski S, Konidaris G, et al. Learning grounded finite-state representations from unstructured demonstrations[J]. Int J of Robotics Research, 2015, 34(2): 131-157.

作者简介

迟明善(1985—),男,博士生,从事模仿学习、助老助残机器人开发的研究, E-mail: mingshanchi@163.com;

姚玉峰(1978—),男,教授,博士生导师,从事数字化医疗检测装备、助老助残机器人研发等研究, E-mail: Yyf1023@163.com;

刘亚欣(1981—),女,副教授,博士,从事微纳机器人、服务机器人等研究, E-mail: hitliuyx@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)