

本体知识表示方法在机器人领域的应用研究综述

葛悦光^{1,2}, 张少林¹, 蔡莹皓¹, 鲁涛¹, 温大勇¹, 王海涛^{1,2}, 王硕^{1,3}

(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. 中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心, 上海 200031)

摘要: 面临复杂非结构化的作业环境, 知识表示方法在机器人自主作业中发挥着越来越重要的作用。知识表示关注于知识符号表征方式及如何通过推理程序自动实现知识处理。基于此, 对基于本体表示与推理的机器人知识表示框架及最新应用进展进行了介绍。从确定性知识和不确定性知识两个方面, 介绍了知识表示与推理的技术背景、实现方式和研究现状, 并对机器人知识未来的研究方向进行了展望。

关键词: 知识表示; 知识推理; 本体; 知识型机器人

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202224

A survey on applications of ontology knowledge representation in robotics

GE Yueguang^{1,2}, ZHANG Shaolin¹, CAI Yinghao¹, LU Tao¹,
WEN Dayong¹, WANG Haitao^{1,2}, WANG Shuo^{1,3}

1. The State Key Laboratory for Management and Control of 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. Center for Excellence in Brain Science and Intelligence Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200031, China

Abstract: The technology about knowledge representation plays an increasingly important role in the autonomous operation of robots facing the complex and unstructured working environment. Knowledge representation focuses on the model of knowledge symbols and how to realize knowledge processing through reasoning procedures automatically. The robot knowledge representation framework and the latest application progress based on ontology representation and reasoning were reviewed. The technical background, realization methods of knowledge representation and reasoning, and recent research progress in the robotics field were summarized from deterministic knowledge and uncertain knowledge. And the future research direction of knowledge-enabled robots was predicted.

Key words: knowledge representation, knowledge reasoning, ontology, knowledge-enabled robot

0 引言

受益于人工智能和机器人技术的迅猛发展, 机器人的感知能力得到了明显提升, 机器人可以完成一些基本的物体识别、导航和操作任务。然而对于

复杂多变环境作业, 如家庭服务机器人摆放餐桌服务、人机协作机器人装配服务, 机器人在执行任务的过程中缺乏自适应性。面对人类规模、不完整或模糊的任务问题, 机器人难以针对环境变化调整自身行动策略, 难以实现复杂任务到机器人原子动作

收稿日期: 2022-02-16; 修回日期: 2022-04-28

通信作者: 葛悦光, yueguang.ge@ia.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2019YFB1311901)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB1311901)

的自主分解或规划。同时在与人类交互过程中, 服务机器人虽已具备较强的语音识别、问答能力, 但语义理解能力的缺失, 使机器人难以将自然语言中的词汇映射到作业环境, 如物体位置关系、状态、功能属性等。认知能力的不足成为制约机器人发展的关键瓶颈问题, 具体表现为: 机器人缺乏对自身操作能力的认知, 对环境的认知大多停留在物体检测层面, 物体分类、定位等相对简单的信息难以满足进一步理解目标物品、操作目标物品以提供复杂场景作业的要求。

人工智能符号主义认为认知过程在本体(ontology)上是一种符号处理过程, 人类思维过程总可以用某种符号进行描述。本体的概念源自哲学领域, 在哲学中的定义为对世界上客观事物的系统描述。而人工智能领域主要将本体论的观念用在知识表达上, 即将本体论中的基本元素(概念及概念间的关联)作为描述真实世界的知识模型。1998年 Studer R 等人^[1]在前人^[2-3]对本体理解的基础上, 将本体定义为: 共享概念模型的形式化明确规范。该定义包含了4层含义: 概念化(conceptualization)、明确性(explicit)、形式化(formal)和共享(share)。其中, 概念化指通过识别世界上某些现象的相关概念而形成的一种抽象模型; 明确性意味着所使用的概念的类型以及使用它们的约束是定义明确的; 形式化指本体能够被计算机处理, 是机器可读的; 共享反映了本体表征共识知识的概念。

本体作为一种能有效表现概念层次结构和语义的模型, 近些年来成为机器人利用知识、提升认知能力的重要工具。基于本体的知识表示描述了使用一元和二元谓词表示的领域中的个体实例和角色^[4]。知识推理是一种认知过程, 它允许机器人扩展其知识状态, 从机器人已经保持的其他信念或假设中得出结论。在机器人平台中使用知识可以赋予机器人一定的认知能力, 增加不同环境下各种机器人任务(如识别^[5]、导航^[6]、规划^[7]和操作^[8]等)执行的适应性, 使得机器人能够自主决策, 并与各种环境进行交互。交互环境可以是静态、结构化或完全可观察到的环境, 也可以是动态、非结构化或部分可观察到的环境^[9]。

本文介绍了基于本体的确定性知识和不确定性知识表示和推理技术, 综述了机器人领域中知识应用研究现状, 并对机器人知识未来的研究方向进行了展望。第1节介绍了基于本体的确定性知识表示与

推理技术及其在机器人领域的应用。第2节介绍了基于本体的不确定性知识表示与推理技术及其在机器人领域的应用。第3节对全文进行了总结, 并展望了机器人知识未来的研究方向。

1 机器人确定性知识表示与推理及应用

1.1 知识表示

逻辑是本体知识表示的理论基础。其中一阶逻辑(first-order logic, FOL)^[10]是知识表示中最基本的逻辑形式, 可用于描述事物对象、对象性质和对象间关系, 并采用演绎规则和归结法进行推理。FOL的推理过程不可判定。描述逻辑(description logic, DL)^[11]是一阶逻辑的可判定子集, 在很大程度上改善了推理问题的可判定性和复杂性。DL作为一种知识表示的有效机制, 被广泛地应用到人工智能的许多领域中。在DL中, 用来表示知识的基本元素是概念、个体、角色。其中, 概念表示事物的类别, 个体表示实例, 角色表示事物之间的关系。基于DL的知识表示由数据知识TBox和断言知识ABox组成。其中, TBox由概念术语组成, 包含概念与子概念间层级结构、概念与概念间的关系、关系与子关系间层级结构。TBox定义了特定知识领域的结构并包含一系列公理, 可以通过已有概念构成新概念。ABox由实例断言组成, 包含概念与实例间的所属关系、实例与实例间的关系。ABox填入与TBox中的类相对应的实例, 所建立的实例要符合TBox中类设计的限制和属性, 这些类的实体被称为实例, 由这些实例可以将原来只具有概念的架构组合为可以表现实体知识关系的架构。

为了保证知识可以在相关业务之间交换, 本体语言的标准化非常重要。早期的本体语言标准是万维网联盟(world wide web consortium, W3C)语义网中元数据标准化工作的一部分。在此背景下, 提出了资源描述框架(resource description framework, RDF)^[12]。其以构建一个综合性的框架来整合不同领域的元数据为目标, 描述了用元数据表示的真实世界的实体信息, 实现在Web上交换元数据, 促进网络资源的自动化处理。但RDF对具体事物的描述、表达能力有限, 其无法区分类和对象, 也无法定义和描述类的关系/属性, 缺乏抽象能力, 无法对同一个类别的事物进行定义和描述。为此, W3C提出了资源描述框架模式(resource description framework schema, RDFS)^[13], 定义了

一组标准类及属性的层次关系词汇,帮助用户构建轻量级的本体。

RDF (S) 使用灵活,但是表达能力不足。基于 RDF (S), W3C 进一步提出了网络本体语言 (ontology web language, OWL)^[14],并将其推荐为国际通用的本体描述语言。在 RDF (S) 基础上, OWL 添加了大量基于 DL 的建模原语,因此具有更强大的表达和推理能力。OWL 包括 OWL Full、OWL DL 和 OWL Lite 3 种子语言。其中, OWL Full 是完整的 OWL 语言,完全兼容 RDF,具备最强的表达能力,但不可判定,无法完备、高效推理。OWL Lite 在 OWL DL 的基础上做出了一些限制,仅提供分类等次、简单约束等功能,表达能力最弱。OWL DL 在 OWL Full 的基础上做出了一些限制,是逻辑描述上的映射,对推理的完备性与可判定性进行支持。OWL DL 与 DL 的映射关系见表 1。OWL 中的命名法与 DL 略有不同:“概念”在 OWL 中通常被

称为“类(class)”,“角色”被称为“属性(property)”,“个体”被称为“对象”或“实例(instance)”。OWL 可以有效区分类和实例,描述每个特定类或特定实例对应的属性,类以层级化的结构组织且允许多重继承,因此 OWL 被广泛应用于知识工程、数据库设计交互、信息检索提取、软件工程和自然语言处理等方面,特别是在互联网语义知识建模方面取得了优异效果。

1.2 知识推理

基于描述逻辑的许多推理主要可以归结为两种^[16]。一种为概念间包含(subsumption)关系推理,其作为 TBox 基本推理任务,构建术语中的层次结构;另一种为实例检测,其作为 ABox 基本推理任务,检验一个给定的个体是否是一个概念的实例。ABox 中的推理还包括知识库一致性(consistence),指检测知识库中每个概念是否至少有一个实例;实现(realization),指找到一个最精确的概念,使得

表 1 OWL DL 与 DL 的映射关系^[15]

网络本体语言表示	描述逻辑表示	范例
Thing	$\top$	—
Nothing	$\perp$	—
intersectionOf	$C_1 \cap \dots \cap C_n$	人类 $\cap$ 男性
unionOf	$C_1 \cup \dots \cup C_n$	医生 $\cup$ 律师
complementOf	$\neg C$	$\neg$ 男性
oneOf	$\{x_1 \dots x_n\}$	{约翰, 玛丽}
allValuesFrom	$\forall r.C$	$\forall$ 有孩子. 医生
someValuesFrom	$\exists r.C$	$\exists$ 有孩子. 律师
hasValue	$\exists r.x$	$\exists$ …… 的公民. 美国
minCardinality	$(\leq nr)$	$(\leq 2$ 有孩子)
maxCardinality	$(\geq nr)$	$(\geq 1$ 有孩子)
inverseOf	r^-	有孩子 $^-$
subClassOf	$C_1 \sqsubseteq C_2$	人类 $\sqsubseteq$ 动物 $\cap$ 双足
equivalentClass	$C_1 \equiv C_2$	男人 $\equiv$ 人类 $\cap$ 男性
subPropertyOf	$P_1 \sqsubseteq P_2$	有女儿 $\sqsubseteq$ 有孩子
equivalentProperty	$P_1 \equiv P_2$	成本 $\equiv$ 价格
disjointWith	$C_1 \sqsubseteq \neg C_2$	男性 $\sqsubseteq \neg$ 女性
sameAs	$\{x_1\} \equiv \{x_2\}$	{布什总统} $\equiv$ {乔治·沃克·布什}
differentFrom	$\{x_1\} \sqsubseteq \neg \{x_2\}$	{约翰} $\sqsubseteq \neg$ {彼得}
TransitiveProperty	P 传递角色	有祖先
FunctionalProperty	$T \sqsubseteq (\leq 1P)$	$T \sqsubseteq (\leq 1$ 有母亲)
InverseFunctionalProperty	$T \sqsubseteq (\leq 1P^-)$	$T \sqsubseteq (\leq 1$ 母亲 $^-)$
SymmetricProperty	$P \equiv P^-$	兄弟 $\equiv$ 兄弟 $^-$

给定的个体是该概念的一个实例;检索(retrieval),指从知识库中找出一个给定概念的所有实例。这些推理任务都可以由实例检测来完成。针对这些任务,已开发多个描述逻辑推理工具,如FaCT++^[17]、RACER^[18]、Pellet^[19]、HermiT^[20]。它们都是基于传统Tableaux算法实现的本体推理机,同时结合了许多Tableaux算法优化技术,具有较高的推理效率。但这些推理机在内存中维护一个完全分类的知识库,因此在知识变化时需要重新分类,这对于大型知识库来说将需要花费大量时间,并且具有一定的局限性,如果只支持在预定义的本体公理上进行推理,用户无法定义自己的推理过程等。

基于规则的推理方法可以根据具体场景自定义规则,实现自定义推理过程。规则以if-then结构的形式出现,并允许表达复杂的派生语句。OWL具有较强的知识表达能力,但在知识推理方面的能力较弱。为了弥补OWL逻辑推理能力的不足,发展了语义网规则语言(semantic web rule language, SWRL)^[21],并成为W3C推荐的以语义方式表示逻辑规则的语言。SWRL以OWL DL及规则标记语言(rule markup language, RuleML)^[22]的子语言Datalog为基础,将DL和霍恩(Horn)子句结合,既可实现对规则知识的表示,又可保持OWL DL语言的高效推理。规则推理也可以通过逻辑编程实现。Prolog^[23]是当代有影响的人工智能语言之一,也是最具代表性的逻辑编程语言。Prolog的基本语句只有3种:事实、规则和目标,并且均用谓词表示。Prolog中的推理主要是一个搜索过程,只要定义一个额外的谓词,就可以很容易地为每个步骤添加备选方案。由于Prolog中基于搜索的推理不受知识库中不相关部分更改的影响,便于处理知识的更新。

1.3 机器人领域确定性知识应用

在机器人领域,本体是表示机器人所获得的知识的重要手段,为机器人的设计和操作提供了新的方法。本节系统地回顾了基于本体的机器人知识处理框架,并从确定性知识表示与推理实现及应用领域方面,分析了机器人领域中有关基于本体知识的研究应用进展。

OWL DL较好地平衡了知识表达能力和推理能力,在机器人领域应用广泛。其中最具代表性的是KnowRob系统^[24-25]。KnowRob构建了一个融合多源异构信息的语义框架,兼有知识表示和知识推理功能。知识表示集成了来自不同来源的信息,包

括百科知识、常识知识、机器人功能、任务描述、环境模型和对象描述。知识库由OWL基于上层本体构建。KnowRob上层本体结构如图1所示,主要概念包括事件(event)、动作(action)、空间事物(spatial things)、数学对象(mathematical object)等。系统通过SWI-Prolog^[26]实现OWL中表示知识的内存加载、存储及推理,并提供访问和查询KnowRob知识库的接口。

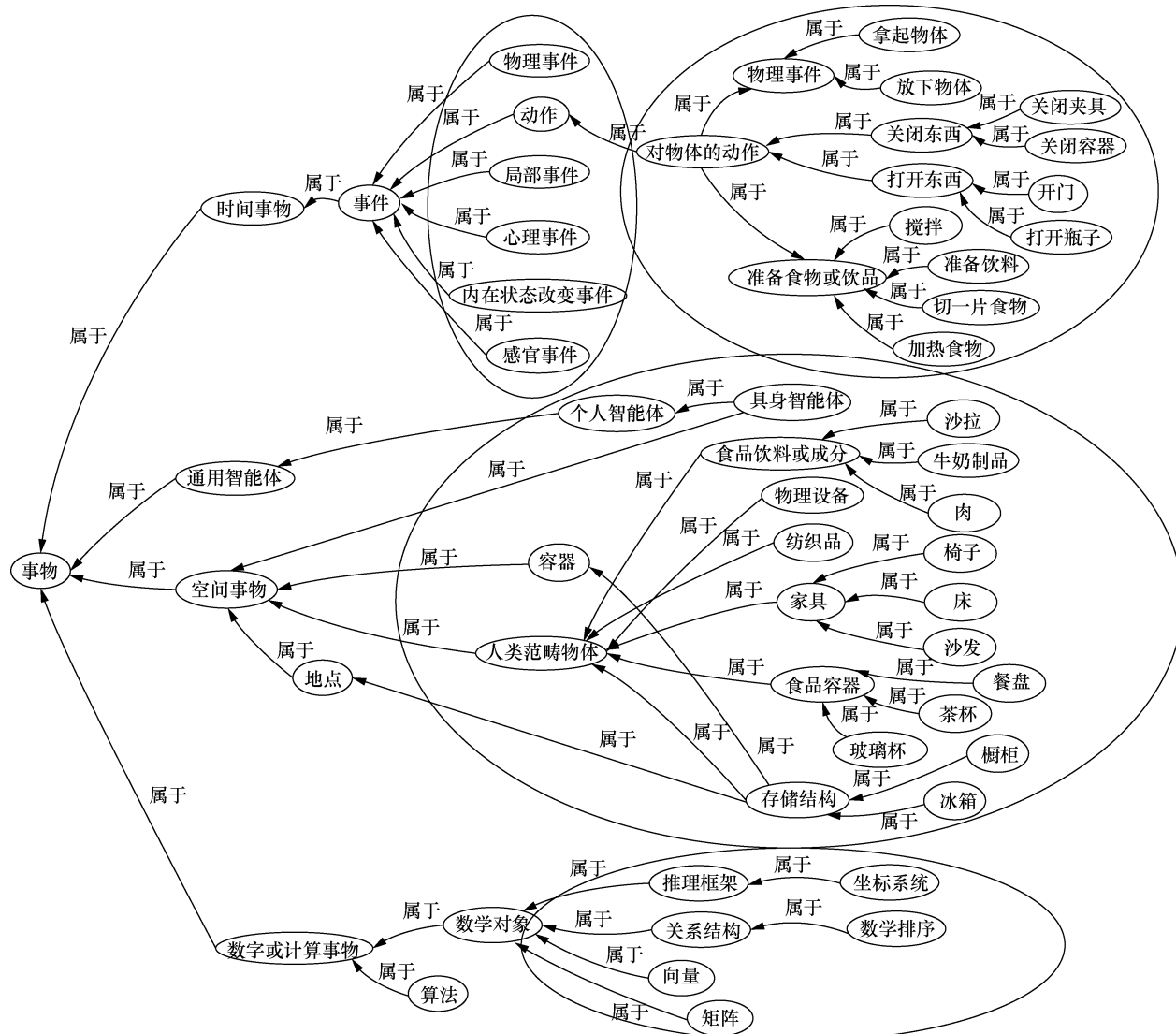
ORO^[27-28]是一个专注于实现自主机器人人机交互过程中通用知识表示框架的项目,用于增强机器人与复杂的人类居住环境的交互能力,如物体识别、自然语言交互、任务规划和与其他机器人或人类合作的能力等。ORO知识基于OpenCyc^[29]上层本体构建,机器人可以在上层本体基础上添加新本体,并使用Pellet^[19]实现本体知识查询推理。

CARESSES^[30-31]项目是欧洲和日本的一个国际合作项目,旨在设计、开发和评估具有文化背景知识的辅助机器人,使得机器人能够根据使用者的习惯、文化习俗和个人偏好调整它们的行为、说话和互动方式。CARESSES提出的基于知识的模型通过OWL实现,包括3个层次: TBox、CBox和PBox。前者是DL中的TBox,是概念描述。CBox和PBox是传统的ABox,是符合TBox的实例断言。CBox中的声明与文化知识有关,而PBox中的知识与个人特征有关。

基于本体的方法的优点是独立于机器人、任务和环境的知识片段,可以在不同的机器人之间共享,并应用于各种机器人应用程序。特别地,基于本体的语义知识表示的潜在好处是可以通过使用基于Web的服务在不同的机器人之间共享知识来执行任务。用于机器人知识共享的代表性项目有RoboEarth^[32]、Open-EASE^[33]和RoboBrain^[34]。

RoboEarth项目由欧洲科学家在2011年年初发起,旨在为机器人提供一个分布式的基于云的网络平台。该平台将KnowRob作为机器人底层知识表示与推理系统,为机器人提供了一个基于Web的知识库,用于访问和共享动作、对象模型和环境的语义表示,并增强了基于规则的学习和推理能力。

Open-EASE项目于2015年启动。Open-EASE是一个基于网络的知识服务框架,用于为研究人员和机器人提供远程知识表示和处理服务。Open-EASE包含3个部分:大数据数据库、本体以及用于查询、可视化和分析操作任务集的软件工具。其中本体是一个百科全书式的知识库,提供操作活动的概念模

图 1 KnowRob 上层本体结构^[24]

型。Open-EASE 与 RoboEarth 相同，将 KnowRob 作为底层知识处理系统，使用 Prolog 谓词定义规则，实现 Open-EASE 知识库查询。

RoboBrain 项目由康奈尔大学和斯坦福大学的学者于 2015 年创建。其目的是通过多模式的大数据挖掘，创建一个可以被任何设备访问的大规模知识库来执行任务。RoboBrain 允许机器人学习和共享来自许多不同数据源的知识表示，它的知识表示方法考虑了多种形式，包括符号、自然语言、触觉、机器人轨迹、视觉特征等。虽然 RoboBrain 知识库没有明确地采用本体和语义 Web 技术，但知识以图结构表示，并存储在图数据库中。RoboBrain 使用特定的机器人查询语言（robot query language, RQL）^[34]提供知识检索，并通过 REST API 为机器人提供远程知识访问服务。

除上述代表性知识框架外，研究人员借助知识，在赋予机器人环境认知能力、提升机器人任务执行自主性方面进行了较多尝试，并取得了一定成果。从知识表示和推理角度分析，大多采用网络本体语言结合语义网规则语言或网络本体语言结合逻辑编程规则两种方式实现。

Zhai Z Y 等人^[35]将基于 OWL 的 SWARMS 本体作为信息模型，使得异构水下机器人通过知识交互实现协作作业。由于 OWL 本体规则表达能力有缺陷，作者提出了高效的本体 SWRL 规则插入方法，允许用户一次通过文本文件插入多个规则。同时设计了融合 OWL 和 SWRL 的基于规则的推理器，使得用户可以准确地了解水下机器人的状态及水下环境信息。Sun X L 等人^[36]提出了一个针对搜救领域本体知识表示模型，辅助机器人智能决策。模型

中本体分为实体本体、环境本体和任务本体3个部分,采用OWL表示。机器人通过本体和SWRL规则,根据环境状态推断需要执行的任务,同时获取受害者的语义信息。文中还提出了一种基于本体的任务规划算法,获得一系列原子动作,从而完成高级推理任务。Hernandez C C等人^[37]提出了Meta-control框架,该框架使用OWL本体语言和SWRL规则进行推理,并通过控制体系结构的质量属性的特定模型进行扩展,以提升水下机器人在危险、未知环境中的容错能力,确保其可靠、自主作业。Sun X H等人^[38]提出了一种基于智能空间本体的机器人决策方法,其通过OWL表示机器人外部环境、用户和服务知识,使用SWRL建立服务推理规则库。该方法使得服务机器人可以在没有人为干预的情况下,充分考虑用户的习惯和喜好,提供个性化的服务,提高客户的舒适度和满意度。

Pane Y等人^[39]提出了一种基于计算机辅助设计(computer aided design, CAD)的机器人装配系统体系结构,该结构过程层由OWL本体、基于Prolog的推理器组成,使得机器人在执行给定的装配任务时,可以自动选择合适的技能及其相应的参数。参考文献[40-41]基于OWL创建物体、环境、任务本体知识模型,并结合空间推理中的区域连接演算(region connection calculus, RCC)和基于区域的方向关系演算(cardinal direction calculus, CDC)、Prolog推理,完成了机器人操作环境中物体间定性关系表示及推理。Qian K等人^[42]针对基于组件的机器人系统(component-based robotic system, CBRS),利用知识表示,提出了一种集知识推理和服务组件于一体的面向任务的决策方法。该方法采用OWL对概念地图和机器人任务构建知识模型,同时采用Prolog实现规则推理,为装配合格构件完成复杂任务提供了有效的解决方案。Akkaladevi S C等人^[43]提出了一个上下文增强的多目标跟踪框架,在机器人装配任务中引入知识,帮助机器人确定当前装配状态并验证当前动作是否成功执行,使得机器人可以不间断地完成装配过程。知识使用基于Web本体语言的本体表示,并通过SWI-Prolog实现本体的加载、访问和查询。

2 机器人不确定性知识表示与推理及应用

2.1 不确定性知识表示与推理模型

机器人在任务处理过程中,存在众多不确定

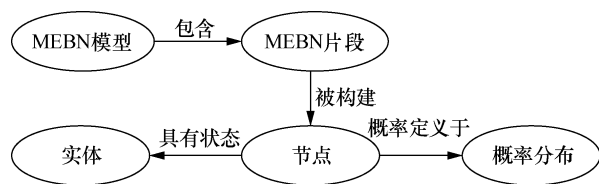
性,如不确定的传感器信息、不确定的人类偏好。OWL作为国际通用的本体描述语言,可以表示丰富的语义知识,但由于内置词汇不存在对不确定性的表示机制,因此传统的OWL本体模型不适用于不确定性知识表示与推理。

统计模型已经成为机器人领域表示这种不确定信息的不可或缺的工具^[44],例如,通过使用粒子滤波器表示机器人位置上的概率分布实现定位、建图。虽然这些模型非常适合描述关于具体实体的概率信息,但要表示关于对象类型或对象之间关系的一般原则和知识,则需要一阶逻辑强大的表示能力。统计关系模型^[45]将一阶逻辑的表示能力与统计模型表示不确定信息的能力结合。从统计模型向统计关系模型的迈进类似于从命题逻辑到一阶逻辑的转变。统计关系模型能够从特定领域中的具体实体中抽象出来,并表示为可以应用于不同环境的一般知识,同时可以利用对应统计模型的传统推理算法。最具代表性的统计关系模型有基于无向图模型的马尔可夫逻辑网络(Markov logic network, MLN)^[46]和基于有向图模型的多实体贝叶斯网络(multi-entity Bayesian network, MEBN)^[47]、贝叶斯逻辑网络^[48](Bayesian logic network, BLN)。

目前关于基于本体的不确定性知识表示研究主要有两种方式:第一种方式是对OWL进行概率扩展,即在DL中将统计关系模型作为底层逻辑来描述相关的不确定性知识,代表性成果为概率网络本体语言PR-OWL(probabilistic OWL)^[49-51];第二种方式是通过制定一些规则将本体转换为统计关系模型来实现对不确定性知识的推理。

PR-OWL是一种基于MEBN对OWL进行扩展,提供本体不确定性知识表示的语言。PR-OWL结合了OWL的表示能力和MEBN的灵活性和推理能力。一方面,通过概率本体对OWL进行扩展,使得PR-OWL具有不确定知识表示能力;另一方面以MEBN为底层逻辑基础,采用一阶逻辑对贝叶斯网进行扩展,使得PR-OWL同时具有一阶逻辑表示能力和贝叶斯网络的概率推理能力。PR-OWL概念模型如图2所示。一个概率本体至少包含一个MEBN模型(MTheory)类,通过MTheory将用于表示知识的MEBN片段(MFrag)集进行组织。MEBN是对普通贝叶斯网络的扩展,其采用模块化的MFrag来描述事物的属性和关系,并用参数化的随机变量

来描述这些属性之间的关联程度。MFrag 由一个五元组 $F=(C, I, R, G, D)$ 构成。其中 C 为上下文节点, 表示上下文的赋值项; I 为输入节点, 表示输入随机变量集合; R 为固有节点, 表示固有随机变量集合; G 为有向无环图, 节点由集合 $I \cup R$ 构成; D 为 R 的局部分布的集合, 每个 R 均有一个局部分布。MFrag 可以多次实例化, 组合形成任意复杂的图形概率模型, 并基于传统贝叶斯网络推理算法 (如连接树算法^[52]、消息传递算法^[53]、变量消除算法^[54]), 实现知识不确定性推理。

图2 PR-OWL 概念模型^[50]

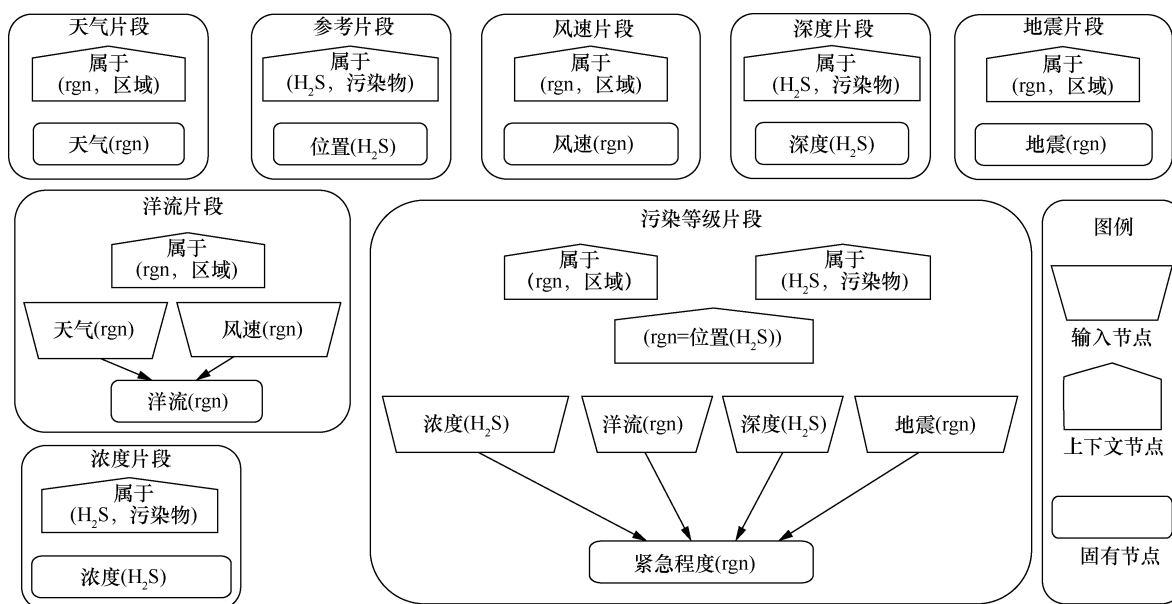
2.2 机器人领域不确定性知识应用

近些年, 基于 PR-OWL 不确定性知识表示和推理技术在机器人领域得到了一些应用。Li X 等人^[55-57]在 SWARMs 项目中引入 PR-OWL, 将不确定性作为机器人在恶劣的海洋和水下环境中获取信息的固有特征, 采用 MEBN 理论对上下文不确定性进行建模和推理。污染处理紧急程度估计的 MEBN 模型如图3所示。其中模型由8个片段组成, 分别为天气片段、参考片段、风速片段、深度片段、地震片段、洋流片段、浓度片段和污染等级片段。每个片

段代表特定实体的知识及其局部概率分布。例如, 洋流片段受到两个输入影响: 天气片段和风速片段, 模拟了所研究海域的天气和风速对同一海域的洋流产生的影响。同样, 污染等级片段模拟了洋流、 H_2S 浓度、 H_2S 深度、海域发生地震对受污染海域的紧急程度产生的影响。

Li C C 等人^[58]构建了任务、物体、语义抓取策略本体模型, 将这三者以统一的形式进行了表示。同时基于 PR-OWL 构建了属性概率本体模型, 用于表示物体、任务和语义抓取策略之间复杂且不确定的关系, 使得机器人可以根据待操作物体属性和任务获得对应语义抓取策略, 实现机器人操作语义约束。Wang S 等人^[59]建立了无人战车领域的知识图谱, 同时为了充分表达领域知识的不确定性, 利用 PR-OWL 对本体进行了概率扩展, 以支持不确定性知识表示。作者依据无人作战车辆的任务类型、吨位类型、目标类型, 实现对无人作战车辆能否完成火力攻击任务的评估, 并依据障碍物的类型和体积, 以及无人车辆的任务类型和吨位类型, 推断无人车是否具备清除障碍物的能力。

贝叶斯逻辑网络^[48]是一种面向实际应用的统计关系知识表示模型, 可定义为三元组 $B=(D, F, L)$, 由类型和函数的声明 D 、一组条件概率分布的片段 F 和一组逻辑约束 L 组成。其中 F 为 D 中定义的函数/谓词指定了条件概率片段, 表示抽象随机变量的相关性。KnowRob^[24]系统引入贝叶斯逻辑网络, 表示机器人在任务执行过程中的不确定性知识, 并通过 Prolog 谓词

图3 污染处理紧急程度估计的 MEBN 模型^[55]

实现了网络本体语言表示的本体知识与贝叶斯逻辑网络间的映射(如图4所示),借助贝叶斯逻辑网络概率推理能力,实现特定任务不确定性知识推理。

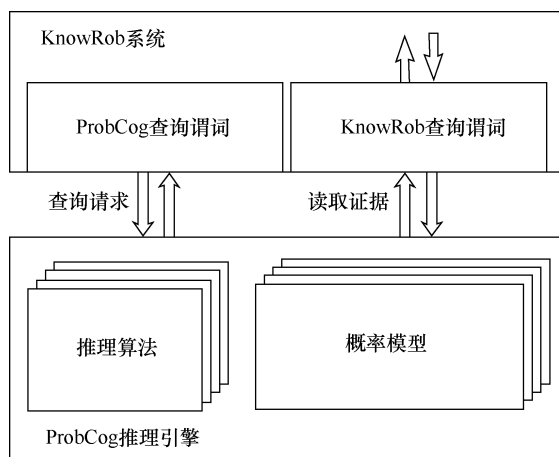


图4 本体知识与贝叶斯逻辑网络结构映射^[24]

在相关机器人应用领域中, Tenorth M 等人^[60]提出了一种基于贝叶斯逻辑网络的人类活动建模系统。该系统从观察中学习,并利用贝叶斯逻辑网络表示动作属性、动作间依赖关系的不确定性任务结构。其除了可以为机器人建立动作偏序关系,还可以进一步用于活动分类或与动作属性相关的高级推理任务。Pangercic D 等人^[61]提出了一个集成了感知程序和知识处理机制的自主机器人操作系统——基于知识的操纵认知感知(knowledge-enabled cognitive perception for manipulation, K-COPMAN)。该系统使机器人能够生成感知对象和场景的符号表示,并推断响应复杂查询,如餐桌上缺少什么食物。在餐桌缺少食物推断任务中,系统引入贝叶斯逻辑网络,构建关于不同的人在不同的食物中经常使用哪些餐具的统计关系模型,如图5所示。模型中包含用餐类型、用餐人、使用餐具,以及相互关系、概率分布等信息。

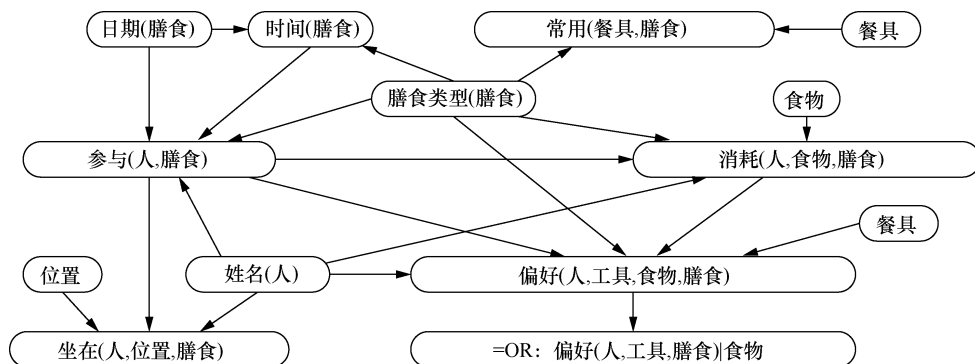


图5 用餐贝叶斯逻辑网络模型^[61]

3 结束语

本文围绕本体知识在机器人领域的应用,对确定性知识和不确定性知识两个方面的相关技术及研究进行了综述。在确定性知识方面,介绍了知识表示的理论基础逻辑,本体描述语言的标准化进程及适用于机器人应用的推理方法与实现。回顾了近年来具有代表性的基于本体的机器人知识处理框架,并从知识表示及推理角度分析了机器人领域中基于本体知识的应用研究进展。在不确定性知识方面,阐述了不确定性知识表示及推理的技术发展背景,并概述了两种基于本体的概率知识表示实现方法及在机器人领域的应用现状。

本体作为逻辑思维的载体,兼具丰富的知识表示能力和可解释的推理能力,模拟了人类的思维过程。伴随深度学习的发展,出现了一些通过深度学习提取符合人类认知的符号系统相关研究,主要可以分为两个方面:实体提取及实体间关系提取。

实体提取方面,主要通过深度学习实现实体低维解耦表征学习。Higgins I 等人^[62]提出了一个改进的变分自编码器(variational autoencoder, VAE)框架,从图像中提取出一个解耦的独立因子表示。Ali Eslami S M 等人^[63]通过以卷积网络为主的编码器(encoder)结构和以卷积长短期记忆(convolutional long short-term memory, ConvLSTM)结构为主的解码器(decoder)相结合的自编码器结构,构建了一个能够自发理解周围视觉场景的机器学习模型,获得了可以被拆分成可理解因子的高度符号化的图像表征。Mao J Y 等人^[64]提出了一种将神经网络与本体知识结合在一起的AI模型神经-符号概念学习器。该模型利用神经网络把图像场景转化成一系列可解释的符号表征,构建符号提取算子,实现本体符号空间与数值向量空间的映射。实体间关系提取方

面,更多研究工作集中在通过图神经网络^[65-68]进行符号间关系建模和推理。Kipf T 等人^[69]提出了一种关系推理的框架,该框架用图网络来求解各类相互作用的符号间的关系,并进行推理和预测。Yi K X 等人^[70]及 Ding M Y 等人^[71]利用不同滤波器提取物体符号特征表达,并通过图网络实现不同物体之间的物理关系学习及预测。

此外,生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)^[72]在知识表示领域也取得了一些研究进展。Cai L W 等人^[73]提出知识库生成对抗网络(knowledge base generative adversarial network, KBGAN)模型,将两个不同的知识表示模型作为生成器与判别器进行对抗训练,从而优化知识嵌入表示。Wang P F 等人^[74]提出了一种基于生成对抗网络的知识表示学习框架,利用生成器获得高质量的负样本,通过判别器学习实体和关系的嵌入表示。Qin P D 等人^[75]利用蕴含关系的文本信息,引入生成对抗网络训练关系嵌入式表示生成器。该生成器可为新出现的关系生成语义丰富的特征表示,无须重新训练,有效预测实体关系。

现阶段,机器人领域的本体知识研究应用已经取得了较大进步,但与人类智能还存在较大差距。近期,Bi Y C^[76]阐述了知识的双重编码理论,验证了人脑知识由感知觉获得的知识和非感知觉获得的抽象知识共同表征。因此,符号主义的抽象知识表示推理能力、联结主义的感知能力和行为主义环境反馈机制的融合,将成为知识型机器人的未来的一个研究方向。另外,伴随语义网的发展,虽然已经涌现出了大量本体知识库,但尚未出现公认的机器人领域专用知识库。在知识共享方面,虽然已经研发了多个代表性框架,但异构机器人知识表达及通信接口也没有实现统一。因此,相关标准化工作也将是未来亟待解决的问题。

参考文献:

- [1] STUDER R, BENJAMINS V R, FENSEL D. Knowledge engineering: principles and methods[J]. *Data & Knowledge Engineering*, 1998, 25(1/2): 161-197.
- [2] GRUBER T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. *Knowledge Acquisition*, 1993, 5(2): 199-220.
- [3] BORST P, AKKERMANS H, TOP J. Engineering ontologies[J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 1997, 46(2/3): 365-406.
- [4] TENORTH M, BEETZ M. Representations for robot knowledge in the KnowRob framework[J]. *Artificial Intelligence*, 2017, 247: 151-169.
- [5] AZEVEDO H, RIBEIRO BELO J P, F ROMERO R A. OntPercept: a perception ontology for robotic systems[C]//*Proceedings of 2018 Latin American Robotic Symposium, 2018 Brazilian Symposium on Robotics and 2018 Workshop on Robotics in Education*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 469-475.
- [6] JOO S H, MANZOOR S, ROCHA Y G, et al. Autonomous navigation framework for intelligent robots based on a semantic environment modeling[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(9): 3219.
- [7] MANZOOR S, JOO S H, ROCHA Y G, et al. A novel semantic SLAM framework for humanlike high-level interaction and planning in global environment[C]//*Proceedings of the 1st International Workshop on the Semantic Descriptor, Semantic Modeling and Mapping for Humanlike Perception and Navigation of Mobile Robots toward Large Scale Long-Term Autonomy*. [S.l.:s.n.], 2019.
- [8] ERSEN M, OZTOP E, SARIEL S. Cognition-enabled robot manipulation in human environments: requirements, recent work, and open problems[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2017, 24(3): 108-122.
- [9] BAYAT B, BERMEJO-ALONSO J, CARBONERA J, et al. Requirements for building an ontology for autonomous robots[J]. *Industrial Robot: an International Journal*, 2016, 43(5): 469-480.
- [10] SMULLYAN R M. First-order logic[M]. [S.l.]: Courier Corporation, 1995.
- [11] BAADER F, CALVANESE D, MCGUINNESS D, et al. The description logic handbook: theory, implementation and applications[M]. [S.l.]: Cambridge University Press, 2003.
- [12] KLYNE G, CARROLL J. Resource description framework (RDF): concepts and abstract syntax[Z]. 2004.
- [13] BRICKLEY D, GUHA R. RDF vocabulary description language 1.0: RDF schema[Z]. 2004.
- [14] MCGUINNESS D L, ED F H. OWL Web ontology language overview[Z]. 2004.
- [15] HARMELEN F V, LIFSCHITZ V, PORTER B. Handbook of knowledge representation[M]. [S.l.]: Elsevier, 2008.
- [16] 石莲, 孙吉贵. 描述逻辑综述[J]. *计算机科学*, 2006, 33(1): 194-197, 225.
- [16] SHI L, SUN J G. Description logic survey[J]. *Computer Science*, 2006, 33(1): 194-197, 225.
- [17] TSARKOV D, HORROCKS I. FaCT++ description logic reasoner: system description[C]//*Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Automated Reasoning*. Heidelberg: Springer, 2006.
- [18] HAARSLEV V, MÖLLER R. RACER system description[C]//*Proceedings of the 1st International Joint Conference on Automated Reasoning*. Heidelberg: Springer, 2001: 701-706.
- [19] SIRIN E, PARSIA B, GRAU B C, et al. Pellet: a practical OWL-DL reasoner[J]. *Journal of Web Semantics*, 2007, 5(2): 51-53.
- [20] SHEARER R, MOTIK B, HORROCKS I. HermiT: a highly-efficient OWL reasoner[C]//*Proceedings of the 5th OWLED Workshop on OWL: Experiences and Directions, Collocated with the 7th International Semantic Web Conference*. [S.l.:s.n.], 2008.
- [21] HORROCKS I, PATEL-SCHNEIDER P F, BOLEY H, et al. SWRL: a semantic Web rule language combining OWL and RuleML[J]. *W3C Member Submission*, 2004, 21(79): 1-31.
- [22] HAROLD B, PASCHKE A, SHAFIQ O. RuleML 1.0: the overarching specification of web rules[C]//*Proceedings of the International Workshop on Rules and Rule Markup Languages for the Semantic Web*. Heidelberg: Springer, 2010: 162-178.
- [23] STERLING L, SHAPIRO E. The art of Prolog - advanced programming techniques[M]. 2nd ed. [S.l.:s.n.], 1986.
- [24] TENORTH M, BEETZ M. KnowRob: a knowledge processing infrastructure for cognition-enabled robots[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(5): 566-590.
- [25] BEETZ M, BEBLER D, HAIDU A, et al. Know rob 2.0—a 2nd generation knowledge processing framework for cognition-enabled robotic agents[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on*

- Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2018: 512-519.
- [26] WIELEMAKER J, SCHRIJVERS T, TRISKA M, et al. SWI-Prolog[J]. Theory and Practice of Logic Programming, 2012, 12(1/2): 67-96.
- [27] LEMAIGNAN S. Grounding the interaction: knowledge management for interactive robots[J]. KI-Künstliche Intelligenz, 2013, 27(2): 183-185.
- [28] LEMAIGNAN S, ROS R, MÖSENLECHNER L, et al. ORO, a knowledge management platform for cognitive architectures in robotics[J]. 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 3548-3553.
- [29] LENAT D B. CYC: a large-scale investment in knowledge infrastructure[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 33-38.
- [30] BRUNO B, CHONG N Y, KAMIDE H, et al. The CARESSES EU-Japan project: making assistive robots culturally competent[C]//Proceedings of the Ambient Assisted Living. [S.l.:s.n.], 2017.
- [31] BRUNO B, CHONG N Y, KAMIDE H, et al. Paving the way for culturally competent robots: a position paper[C]//Proceedings of 2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. Piscataway: IEEE Press, 2017: 553-560.
- [32] WAIBEL M, BEETZ M, CIVERA J, et al. RoboEarth[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2011, 18(2): 69-82.
- [33] BEETZ M, TENORTH M, WINKLER J. Open-EASE[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1983-1990.
- [34] SAXENA A, JAIN A, SENER O, et al. RoboBrain: large-scale knowledge engine for robots[J]. arXiv preprint, 2014, arXiv:1412.0691.
- [35] ZHAI Z Y, MARTÍNEZ ORTEGA J F, LUCAS MARTÍNEZ N, et al. A rule-based reasoner for underwater robots using OWL and SWRL[J]. Sensors, 2018, 18(10): 3481.
- [36] SUN X L, ZHANG Y, CHEN J. High-level smart decision making of a robot based on ontology in a search and rescue scenario[J]. Future Internet, 2019, 11(11): 230.
- [37] HERNANDEZ C C, MILOSEVIC Z, OLIVARES C, et al. Meta-control and self-awareness for the UX-1 autonomous underwater robot[M]//Robot 2019: fourth iberian robotics conference. [S.l.:s.n.], 2020.
- [38] SUN X H, LU F, LI Q. The task reasoning of service robot based on ontology technology[C]//Proceedings of 2017 Chinese Automation Congress. Piscataway: IEEE Press, 2017: 3554-3559.
- [39] PANE Y, ARBO M H, AERTBELIËN E, et al. A system architecture for CAD-based robotic assembly with sensor-based skills[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(3): 1237-1249.
- [40] BEUVRON F D B D, MARC-ZWECKER S, ZANNI-MERK C, et al. Combining qualitative spatial reasoning and ontological reasoning for supporting robot tasks[C]//Proceedings of the International Conference on Knowledge Engineering and Ontology Development. [S.l.:s.n.], 2015.
- [41] ROST P, HOTZ L, RIEGEN S V. Supporting mobile robot's tasks through qualitative spatial reasoning[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics. [S.l.:s.n.], 2012.
- [42] QIAN K, MA X D, DAI X Z, et al. Knowledge-enabled decision making for robotic system utilizing ambient service components[J]. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2014, 6(1): 5-19.
- [43] AKKALADEVI S C, PLASCH M, EITZINGER C, et al. Towards a context enhanced framework for multi object tracking in human robot collaboration[C]//Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 168-173.
- [44] THRUN S. Probabilistic robotics[J]. Communications of the ACM, 2002, 45(3): 52-57.
- [45] GETOOR L, TASKAR B. Introduction to statistical relational learning[M]. [S.l.]: The MIT Press, 2007.
- [46] RICHARDSON M, DOMINGOS P. Markov logic networks[J]. Machine Learning, 2006, 62(1/2): 107-136.
- [47] LASKEY K B. MEBN: a language for first-order Bayesian knowledge bases[J]. Artificial Intelligence, 2008, 172(2/3): 140-178.
- [48] JAIN D, WALDHERR S, BEETZ M. Bayesian logic networks[R]. 2009.
- [49] CARVALHO R N, LASKEY K B, COSTA P C G. PR-OWL - a language for defining probabilistic ontologies[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2017, 91: 56-79.
- [50] DA C P C G, LASKEY K B, LASKEY K J. PR-OWL: a Bayesian ontology language for the semantic Web[J]. CEUR Workshop Proceedings, 2005, 173: 88-107.
- [51] BENNETT B, FELLBAUM C. Formal ontology in information systems[C]//Proceedings of the 4th International Conference. [S.l.:s.n.], 2006.
- [52] KAHLE D. Junction tree algorithm[Z]. 2008.
- [53] FAN J L. Message-passing algorithm[M]//Constrained coding and soft iterative decoding. Boston: Springer, 2001: 23-96.
- [54] GALVÃO R K H, ARAÚJO M C U, FRAGOSO W D, et al. A variable elimination method to improve the parsimony of MLR models using the successive projections algorithm[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 92(1): 83-91.
- [55] LI X, BILBAO S, MARTÍN-WANTON T, et al. SWARMs ontology: a common information model for the cooperation of underwater robots[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2017, 17(3): 569.
- [56] LI X, MARTÍNEZ J F, RUBIO G, et al. Context reasoning in underwater robots using MEBN[J]. arXiv preprint, 2017, arXiv:1706.07204.
- [57] LI X, MARTÍNEZ J F, RUBIO G. Towards a hybrid approach to context reasoning for underwater robots[J]. Applied Sciences, 2017, 7(2): 183.
- [58] LI C C, TIAN G H. Transferring the semantic constraints in human manipulation behaviors to robots[J]. Applied Intelligence, 2020, 50(6): 1711-1724.
- [59] WANG S, ZHANG Y, LIAO Z Y. Building domain-specific knowledge graph for unmanned combat vehicle decision making under uncertainty[C]//Proceedings of 2019 Chinese Automation Congress. Piscataway: IEEE Press, 2019: 4718-4721.
- [60] TENORTH M, DE LA TORRE F, BEETZ M. Learning probability distributions over partially-ordered human everyday activities[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2013: 4539-4544.
- [61] PANGERCIC D, TENORTH M, JAIN D, et al. Combining perception and knowledge processing for everyday manipulation[C]//Proceedings of 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1065-1071.
- [62] HIGGINS I, MATTHEY L, PAL A, et al. Beta-VAE: learning basic visual concepts with a constrained variational framework[C]//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. [S.l.:s.n.], 2016.
- [63] ALI ESLAMI S M, REZENDE D J, BESSE F, et al. Neural scene representation and rendering[J]. Science, 2018, 360(6394): 1204-1210.
- [64] MAO J Y, GAN C, KOHLI P, et al. The neuro-symbolic concept learner: interpreting scenes, words, and sentences from natural supervision[J]. arXiv preprint, 2019, arXiv:1904.12584.
- [65] BATTAGLIA P W, HAMRICK J B, BAPST V, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks[J]. arXiv preprint, 2018, arXiv:1806.01261.
- [66] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint, 2016, arXiv:1609.02907.
- [67] SUNG F, YANG Y X, ZHANG L, et al. Learning to compare: relation network for few-shot learning[J]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1199-1208.
- [68] BRONSTEIN M M, BRUNA J, LECUN Y, et al. Geometric deep learning: going beyond euclidean data[J]. IEEE Signal Processing

- Magazine, 2017, 34(4): 18-42.
- [69] KIPF T, FETAYA E, WANG K C, et al. Neural relational inference for interacting systems[J]. arXiv preprint, 2018, arXiv:1802.04687.
- [70] YI K X, GAN C, LI Y Z, et al. Clevrer: collision events for video representation and reasoning[J]. arXiv preprint, 2019, arXiv:1910.01442.
- [71] DING M Y, CHEN Z F, DU T, et al. Dynamic visual reasoning by learning differentiable physics models from video and language[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv:2110.15358.
- [72] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2014, 2: 2672-2680.
- [73] CAI L W, WANG Y W. KBGAN: adversarial learning for knowledge graph embeddings[J]. arXiv preprint, 2017, arXiv:1711.04071.
- [74] WANG P F, LI S Y, PAN R. Incorporating GAN for negative sampling in knowledge representation learning[J]. arXiv preprint, 2018, arXiv:1809.11017.
- [75] QIN P D, WANG X, CHEN W H, et al. Generative adversarial zero-shot relational learning for knowledge graphs[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(5): 8673-8680.
- [76] BI Y C. Dual coding of knowledge in the human brain[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2021, 25(10): 883-895.

[作者简介]



葛悦光（1983—），男，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博士生，主要研究方向为知识型机器人。



张少林（1988—），男，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，主要研究方向为智能机器人控制。



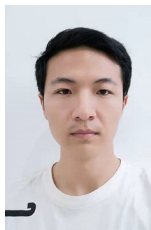
蔡莹皓（1983—），女，中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室副研究员，主要研究方向为机器人操作技能学习。



鲁涛（1979—），男，博士，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副研究员，主要研究方向为机器人模仿学习、强化学习。



温大勇（1975—），男，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高级工程师，主要研究方向为云计算平台、大型并行计算平台研发。



王海涛（1996—），男，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博士生，主要研究方向为知识推理、机器人任务规划。



王硕（1973—），男，博士，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，中国科学院大学人工智能学院首席教授，国家重点研发计划“智能机器人”重点专项总体组专家，国际标准化组织 ISO/TC 299 专家，中国机电一体化技术应用协会常务理事。主要从事机器人学习、视触融合灵巧操作、仿生机器鱼、水下机器人-作业臂系统等研究。在国内外期刊和会议上发表学术论文 120 余篇，合著图书 4 本，获授权发明专利 21 项、软件著作权 12 项，主持制定机器人国家标准 2 项。主持我国科学技术部科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目“自主智能体灵巧精准操作学习方法研究与验证”、国家 863 计划项目、国家自然科学基金联合基金重点项目和面上项目、支撑计划项目、国际合作项目、北京市科学技术委员会项目等多项项目。曾获得国家自然科学奖二等奖 1 项，北京市科学技术奖一等奖 1 项，省部级二等奖 4 项，中国自动化学会技术发明奖一等奖 1 项，中国自动化学会科普奖 1 项。中国科学院、中国自动化学会、中国人工智能学会优秀博士论文指导教师，曾获得中国科学院大学“领雁银奖·振翅奖”。