

云机器人系统研究综述

李 波, 薛 端, 黄 鑫

LI Bo, XUE Duan, HUANG Xin

云南大学 信息学院, 昆明 650000

Institute of Information, Yunnan University, Kunming 650000, China

LI Bo, XUE Duan, HUANG Xin. Survey of cloud robot system. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(17): 26-40.

Abstract: With the development of cloud computing, big data and other emerging technologies, the integration of cloud technology and multi-robot system makes it possible to design a multi-robot system with improved energy efficiency, high real-time and low cost. In order to solve the potential of the robot in the cloud enhancement system, this paper introduces the origin, development process of cloud robot and the research project of cloud robot. Secondly, the paper introduces the overall architecture of the cloud robot system, from the aspects of open source (ROS), cloud computing, fog calculation, network switching management, Robot-as-a-Service (RaaS), big data and other aspects of the main development of the cloud layer in a robot system driving force. Then, the key technologies in the current cloud robot system are described in detail, and some possible solutions are given. Finally, the future development of the cloud robot system is discussed.

Key words: cloud computing; fog calculation; cloud robot; big data; Robot-as-a-Service (RaaS)

摘 要: 随着云计算、大数据和其他新兴技术的发展,云技术和多机器人系统的集成使得能够设计出具有改进能源效率、实时性高、成本低的多机器人系统。为了解决云增强系统中机器人的潜力,介绍了云机器人的起源、发展过程以及有关云机器人的研究项目。介绍了云机器人系统的整体架构,然后从开源源码、云计算、雾计算、网络切换管理、机器人即服务(RaaS)、大数据等方面分析了云机器人系统中各层的主要发展驱动力。详细阐述了当前云机器人系统中的关键技术,并给出了一些可能的解决方案。最后,对云机器人系统的未来发展进行了讨论。

关键词: 云计算;雾计算;云机器人;大数据;机器人即服务

文献标志码:A **中图分类号:**TP242.6 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1705-0435

1 云机器人的发展

1.1 云机器人的提出

20世纪90年代出现了机器人与外部计算机相连的概念,东京大学Inaba提出远程大脑(remote brain)概念,云机器人深入这一概念。在Humanoids 2010会议上,Kuffner博士首次提出了“云机器人(cloud robotics)”的概念,引起广泛讨论。云机器人可以看作是“云端+机器人”的概念,云端作为云机器人的软件设施,指有云数据中心的云机器人环境;机器人作为云机器人的硬件设施,根据美国机器人研究所,机器人是一种可重复编程

的多功能机械手,旨在通过各种程序运动来移动材料、零件、工具或专用设备,以执行各种任务。云机器人的应用领域随着云技术的研究而逐渐增加。通过设计一个自治的低维护的云基础设施,并且能够提供基于供应和需求的资源,同时在云基础设施中创建一个智能引擎,对机器人进行实时资源调度与管理,简化机器人硬件设施,机器人通过云进行知识共享,最终形成云机器人系统。

表1是云机器人概念的提出和发展历程。

Kuffner教授致力于开发出机器人作为一个有效终

基金项目:国家自然科学基金(No.61562092);云南大学服务云南行动计划项目(No.KS161012);云南大学信息学院研究生科研创新项目。

作者简介:李波(1977—),博士,副教授,研究方向为移动云计算中资源共享技术,E-mail:576713006@qq.com;薛端(1991—),硕士研究生,研究方向为物联网、云计算中的卸载技术;黄鑫(1994—),男,硕士研究生,研究方向为物联网、云计算中的卸载技术。

收稿日期:2017-06-02 **修回日期:**2017-07-13 **文章编号:**1002-8331(2017)17-0026-15

表1 云机器人的发展历程

文献	时间	概念的提出
[1]	1994年	第一台工业机器人连接到网络浏览器允许远程操作机器人
[2]	20世纪90年代	开发一系列Web界面探索机器人和设备,即“网络机器人”的出现,开发和改进了机器人网络接口的控制和鲁棒性
[3]	1997年	通过“远程脑机器人”描述了远程计算机对于控制机器人的优势
[4]	2001年	IEEE机器人与自动化学会建立网络机器人委员会组织和探讨网络机器人等的发展
[5]	2010年	James Kuffner首次在Humanoids 2010会议上提出“云机器人”概念
[6]	2010年	配备了计算机技术的谷歌无人驾驶汽车可以安全地从城市到城市
[7]	2012年	提出云网络机器人的概念,其目标是持续支持一些不能通过不同步服务或网络机器人服务来满足的日常活动
[8]	2013年	概述了机器人和图像识别的相互发展趋势,并分析了基于云计算的可扩展性以及可靠性,利用系统提供的AI工具将图像识别卸载到云端执行
[9]	2013年	云机器人使用文本语音和语音识别服务提供人机交互和环境感知的能力
[10]	2014年	阐述了云如何提供机器人应用服务以及云机器人领域存在的挑战
[11]	2016年	介绍云机器人的相关技术支持以及云机器人与自动化技术的紧密连接
[12]	2016年	介绍了KuBo机器人系统,依靠云资源来扩展其人为交互和环境感知的能力,为人类提供服务
[13]	2017年	提出基于云端的仿真工具,通过使用Web浏览器作为教学机器人的基础系统来模拟复杂的机器人
[14]	2017年	对云计算和机器人实时系统分类,实现云机器人的人体识别和的分层智能管理
[15]	2017年	自适应调整云服务器机器人网络服务质量机制、计算云机器人负载分配机制和基于云平台的群体学习
[16]	2017年	介绍了一种新颖的云机器人架构,用于工业物流的自动引导车(AGV)组的增强协调

端,将大部分复杂的计算和存储任务卸载到云端,并不提倡加强云机器人自身的能力,所以在系统中的机器人层,机器人相对孤立,主要依赖于云端,只要出现网络瘫痪,就会变的“无脑”,削减了云机器人的自主性和可靠性。基于此,文献[17]提出“机器人云”结构,来桥接机器人和云计算的力量,该系统同时具备两者的优势以及独特的机器人云的特点,系统中的机器人可以相互联系并且与远程云服务器交换数据,在机器人领域是比较优秀的科学成果。

云机器人由智能转为分布式智能,甚至将智能作为一种服务。与云机器人比较相像的是网络机器人,网络机器人是指通过有线或无线网络连接的一组机器人^[18]。网络机器人中的单独机器人被视为一个节点,通过传感数据以及节点之间的信息共享,操作者可以远程传输命令数据并接收测量反馈,从而确保一个特定的操作被执行。网络机器人系统的节点计算能力和存储能力的缺乏可能会导致较大的通信延迟,而云机器人系统的节点可以与备用节点协作传输计算或存储任务,不能直接连接到云资源的节点可以通过已经建立连接到云上的其他节点连接到云上^[19]。云机器人的出现不仅解决了网络机器人系统的问题,如计算和存储的限制、异步通信、多机器人系统的相容性问题;而且也在提高其性能方面有所优势,如远程脑控制、大数据和共享知识库、集体学习和智能行为等。

云机器人的组成至少有6个方面:

- (1)提供一个包含各类对象的数据库。
- (2)通过查询需求样本库统计建模进行大规模并行计算以及具有行为规划、任务规划、多机器人协作、时间表和协调的系统。

(3)机器人之间能够共享成果、路径、动态控制策略和相互学习等。

(4)人与人之间能够共享“开源”代码、数据以及编程设计和硬件设施等。

(5)通过评估、学习和错误恢复对人力工作进行指导和协助。

(6)通过各种方式(语义知识库,苹果SIRI服务等)增强人机交互。

1.2 云机器人的主要研究项目

随着云计算、大数据和其他新兴技术的发展,在云技术以及多机器人系统的集成条件下具有高复杂度以及高性能的云机器人系统被提出。表2是近些年国内外对云机器人研究的部分代表性项目。

(1)RoboEarth是一个庞大的开源网络数据库系统,由于其源代码开放的特点吸引了众多研究者的使用和分享,不断促使RoboEarth进行大规模对象和地图数据的扩展,这些数据为机器人导航、抓取、智能服务、自主学习的发展提供了重要的技术支持。RoboEarth的总体结构如图1所示。RoboEarth基于三层架构实现,这种架构的核心是一个保存RoboEarth数据库的服务器层(第一层),它存储包括关于对象的可重复使用的信息、环境(例如地图和对象位置)和链接到语义信息的动作(例如动作顺序和技能)等模型,并提供基本的可推理Web服务,数据库和数据库服务可通过commonWeb接口访问。RoboEarth Consortium还实现了一个通用的、与硬件无关的中间层,提供各种功能并与机器人的特定技能动作进行通信。第二层中的通用组件是机器人本身控制软件的一部分,主要目的是允许机器人说明RoboEarth的动作集合,增强和扩展了机器人的感知、推

表2 云机器人的主要研究项目

文献	时间	主要特点
[20]	2009年	RoboEarth 允许机器人共享彼此之间的信息并且实时更新数据库,机器人可以完成自主知识处理以及自主学习基于云的知识服务
[21]	2010年	新加坡 ASORO 实验室提出 DAvinCi,通过 Hadoop 集群和 ROS 通信网络实现,将云计算的可扩展性和并行性优势与机器人的大型环境相结合
[22]	2012年	MyRobots 项目(社交网络机器人)受益于人类的社交、合作、分享等,机器人通过分享他们的传感器信息相互了解、交互
[23]	2012年	具有目标识别功能的云机器人:谷歌眼镜,机器人可以被编程将对象的图像发送到云端
[24]	2012年	KIVA 系统使用数以百计的移动平台在仓库中通过使用本地网络协调运动和更新跟踪数据来移动托盘
[25]	2013年	Kinect@Home 项目通过收集数据来完成 RGB-D 数据集,提高与 SLAM 相关的代码和平台的建设
[26]	2014年	RoboBrain 项目通过创建一个核心控制的联机机器人脑一大规模计算系统,从公开网络资源、计算机模拟、仿真机器人实验中学习
[27]	2015年	基于云协作可视化的 SLAM 系统,低成本组件实现高度复杂的系统,具有基于云技术的遥感技术的优势,通过并行计算允许实时地图估计
[28]	2015年	利用 Picloud(商用云计算平台),结合大数据技术使抓取技术在采样大小中允许减少 90%
[29]	2015年	Riaznelo 利用 SLAM 云平台分析处理视频、图像分析、数据挖掘等,通过云计算与机器人技术相结合,在导航应用中取得了很好的效果
[30]	2015年	提出服务机器人与自动化(RAaaS),研究者通过建立两个场景,机器人基于云平台接受并执行任务控制,并在基于云的软件参数下反馈给云平台供其他机器人参考
[31]	2015年	Mohanarajah 介绍 Rapyuta 云机器人平台,在云中提供可靠的可定制计算环境,帮助机器人卸载大量计算
[32]	2016年	介绍了一个新的软件框架 CRC2,为云机器人提供基于智能手机的协同通信和控制架构
[33]	2017年	提出了一种个性化医疗支持的服务模型,能够通过混合机器人云方法提供足够的医疗服务
[34]	2017年	提出了一个可用于智能城市应用的云机器人框架,补充物联网领域,智能城市部署云机器人,提高智能城市应用的性能

理、建模和学习能力。第三层实现了动作技能,并通过技能抽象层为机器人特定的、基于硬件的功能提供通用接口。但 RoboEarth 没有考虑在云计算环境中对机器人进行服务部署以及资源调度等问题,云机器人系统中大部分资源有限,如发送图像数据的网络带宽、并行计算时 CPU 占用率以及多机器人系统中可用主机数量,如何最大限度地提高可用资源的效用是该系统的难点,同时没有很好地体现云计算带来的优势。

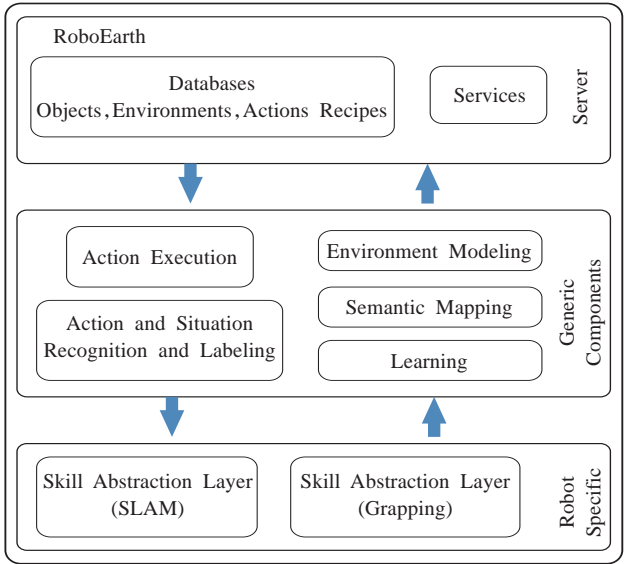


图1 RoboEarth 的总体结构

(2) DAvinCi 是由新加坡 ASORO 实验室承担的云机器人项目,为大型环境中的服务机器人提供云计算的

可扩展性和并行性优势的一个软件框架,如图 2 所示。DAvinCi 由分布式 ROS 架构、Hadoop 分布式文件系统 (HDFS) 和 Map/Reduce 组成。在 Map/Reduce 中实现 FastSLAM 算法,提高了地图构建和执行时间的效率,最大限度地减少了对附加传感器的需求,并通过软件即服务 (SaaS) 模型与其他机器人共享数据。但是 DAvinCi 中的服务器与机器人之间存在大数据的 ROS 消息,在云环境中存在固有的网络延迟。



图2 DAvinCi 云计算平台体系结构

(3) Mohanarajah 等基于 RoboEarth 资源平台提出了 Rapyuta 云机器人平台(如图 3 所示),通过在云中提供可靠的可定制计算环境,帮助机器人卸载大量计算。Raptuya 通过高宽带与 RoboEarth 连接,Raptuya 不

表3 云机器人的优势和不足

优势	不足
将庞大的计算任务分流到弹性云资源,访问大量数据,并且复杂数据密集型任务卸载按需服务和支持,实现性能水平的最大化和故障的最小化	控制机器人的运动在很大程度上依赖于传感器的反馈
系统中的自主机器人代理能够与云计算基础设施进行通信和协作,解决异步通信、多机器人系统的相容性问题	严重依赖于网络的云机器人模式可能会削弱机器人的自主性和可靠性
通过对机器人系统访问和存储数据的接口进行标准化,有助于解决机器人中的基准测试	需要在系统计算和通信成本之间的适当权衡,卸载决策变得非常复杂
远程控制、大数据和共享知识库、集体学习、智能行为等独特特征	高度灵活的负载调度机制还不成熟
在没有云数据中心的情况下,多个机器人可以构成自组织云环境	由于时间变异性和服务质量动态性,传统的网络服务质量优化机制不能满足智能要求
任务领域更广泛、鲁棒性更好、经济成本更低、效率更高	现有的云辅助资源的学习算法造成巨大的资源浪费

仅通过 RoboEarth 为机器人提供相关资源,而且优化了机器人任务管理、命令数据结构以及通信协议,提高了机器人资源利用效率,Rapyuta 为每个机器人分配一个或多个云计算环境,同时 Rapyuta 云机器人平台为机器人提供大量的信息,机器人的所有分析、运算、决策都在云端执行。但是 Rapyuta 云机器人平台提供的数据的可靠性、准确性仍然是云机器人研究者要重点解决的问题。

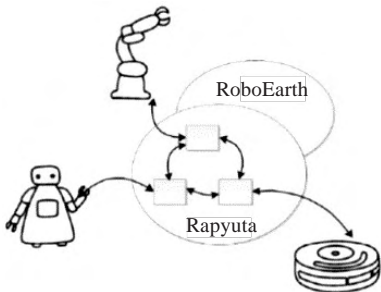


图3 Rapyuta 云机器人平台

云机器人虽然在其他新兴技术的支持下快速发展,以自身独特的优势已经广泛应用于生活生产及科研的各个领域,但是还存在一些不足,表3比较了云机器人的优势和不足。

本文的主要组织方式如图4所示。

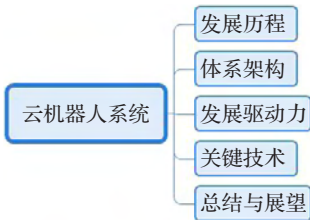


图4 本文组织方式

本文主要有以下四方面的贡献:

- (1)总结了云机器人的发展历程并列举说明了主要研究项目。
- (2)介绍了云机器人系统的整体架构。
- (3)分别对云机器人系统的四层架构的主要发展驱动力进行分析总结,主要包括机器人系统的开放源码(ROS)、云计算、雾计算、网络切换管理技术、机器人即

- 服务(RaaS)、大数据等。
- (4)阐述了当前云机器人系统的关键技术和面临的挑战:机器人协作(合作学习、群智感知、迁移学习)、计算卸载、资源分配与调度、数据交互、服务质量保证、云安全等。
- (5)对云机器人的未来发展进行了总结。

2 云机器人系统

设计一个新型的结构是比较困难的,需要考虑诸多因素,包括系统的可靠性、可扩展性、模块性、互操作性、接口、QoS等。如前面所述,云机器人的主要目的是通过网络通信技术将高复杂度的计算卸载到云平台,大大降低单个机器人的计算负载,图5描述了云机器人系统的体系架构图。

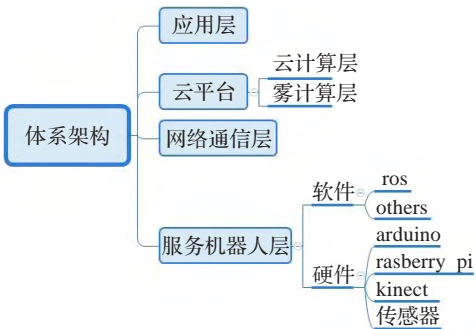


图5 云机器人系统的结构图

系统架构主要基于机器人即服务(Robot as a Service, RaaS)的设计思想,一方面将云机器人本地资源配置成云服务供用户直接调用,另一方面也可以利用云端资源供云机器人使用^[35]。该系统从下往上主要包括四层(如图6所示),服务机器人层、网络通信层、云层(包括雾计算模式、云计算模式)以及应用层,其中每层通过通信网络层进行通信。从另一个角度来看,云机器人系统也是一个六层架构系统,由感知/交互层、传输层、映射层、处理层、应用层和业务层组成。感知/交互层负责收集物理环境中的数据信息;传输层主要通过无线网络将感知/交互层接收的数据传输到上层;映射层和处理

层主要依赖于计算和存储能力,前者侧重于机器人调度等任务,后者通过云计算技术处理大量任务和海量信息;机器人的多种应用服务形成应用层为不同的客户端提供不同的应用程序;业务层管理整个系统的应用程序、相关的业务模式和其他业务。

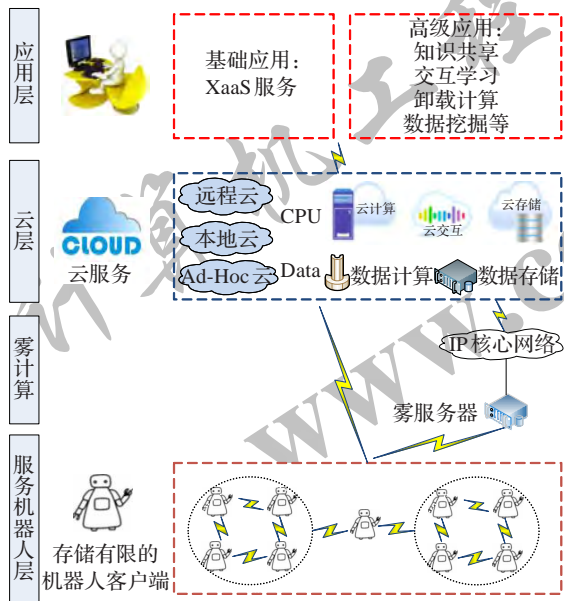


图6 云机器人系统的结构体系

2.1 服务机器人层

服务机器人层的机器人主要由硬件和软件构成,现在随着机械设计、集成电路等技术的发展,机器人的硬件构造变得比较成熟,本文在下章主要介绍机器人的软件操作系统(ROS)。

2.2 网络通信层

通信是云机器人之间进行交互和协作的基础,上述体系架构主要包括机器人与机器人的通信系统(Robot to Robot, R2R)、机器人与云端的通信系统(Robot to Cloud, R2C)及两者相融合的通信系统(R2R/R2C)三种网络通信方式,如图7所示。通信层中有一映射层的分层结构,下层提供标准的接口,高层不需要关心低层执行任务的方式。同时该映射层是可变的,在相关的配置文件中可以动态修改机器人管理,从而对机器人云系统中的云机器人进行灵活的管理。

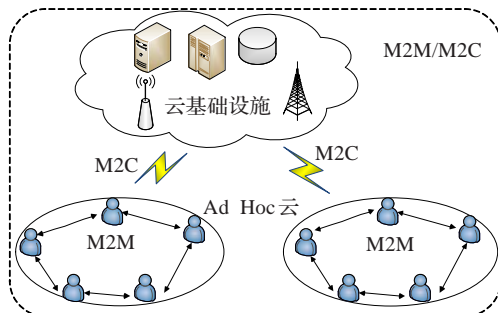


图7 网络通信模型

机器人与机器人之间的通信方式(R2R)通过 Ad Hoc 自组织组网的方式将一群机器人连接成一个协同计算组进行相互通信,对在同一网络覆盖范围内的云机器人采用“单跳”的直接通信方式,否则采用“多跳”间接转发进行资源信息共享。Ad Hoc 自组织网络中的各个云机器人节点地位平等,在云机器人需要服务时立即提供服务,但由于云机器人是动态异构的,会造成网络拓扑结构随时发生变化,并且在无线通信的过程中会出现信号干扰、散射、衰减等通信问题,可能会发生通信冲突,降低了通信的可靠性。此外,当正在为用户提供服务的云机器人节点在 Ad Hoc 自组织网络中突然断开时,就会出现服务中断的情况,因此就需要服务迁移的技术。

机器人与云端之间的通信系统(R2C)将云端和机器人连接成一个计算群。R2C 通信系统使得机器人通过云端获取云端的网络信息、用户需求信息、当前多机器人状态等。由于云机器人异构动态,会出现在多个云端覆盖的范围中切换信号以保证通信的无缝连接。此外,还要考虑云机器人在信号盲区时,云机器人自身的机载设备能量消耗以及通过云机器人之间的资源共享提供很好的服务。

除了上述两种通信系统外,将两者融合起来形成的综合性 R2R/R2C 通信系统。这种大规模异构通信网络的融合允许网络业务由多种方式实现,资源信息既可以通过 R2R 实现,也可以通过 R2C 实现,或通过两种网络的融合来实现。针对这种融合通信方式,Guoqiang Hu 等人建议采用 gossip 协议^[36],通过 gossip 协议,可以知道云机器人中的节点数量及它们的状态,此外,云机器人节点可以知道自己收到的信息有哪些需要更新,达到信息同步的效果。这种相融合的通信方式的网络拓扑结构复杂多变,可生存性和可扩展性更强,但同时也需要解决这种融合的通信方式遇到的通信难题:(1)实现对两种通信协议的应用兼容;(2)在通信时会出现大量的连接、切换,因此要考虑网络频繁无缝切换的机制;(3)满足一定的 QoS,解决网络延迟和阻塞等问题。

上述三种通信系统都会出现“多跳”间接的通信方式,在这种情况下也要对通信进行高效的接入和资源检索等。最近,在 IEEE 802.11 之上提出了实时无线多跳协议(RT-WMP)^[37],其在多个机器人之间提供实时(FRT)通信。采用这种协议,相关研究人员提出了一种基于链路质量的分层拍卖机制,用于云机器人系统中的实时资源检索^[38]。

2.3 云平台层

云端可以认为是机器人的外部“大脑”。云平台可以为云机器人提供大量的数据信息,并且云机器人的所有计算、融合分析、行为控制、资源调度等都在云端执行。云端会根据云机器人的实时需求弹性分配云资源,利用云基础设施不断简化机器人的硬件设施以及

控制机器人。根据云机器人在执行任务过程中所使用的云资源类型的不同,可以进一步将云机器人系统中的云平台分为三种模式(如图8所示)。(1)基于远程云(Remote Cloud)的模式:由远程云资源和机器人构成,机器人通过广域网络访问远程的云资源;(2)基于本地云(Local Cloudlet)的模式:由本地云资源和机器人构成,机器人通过本地网络访问本地的云资源;(3)基于机器人的自组织云(Ad Hoc Cloud)的模式:多个机器人构成云计算资源,为机器人自身或其他终端设备提供云计算服务。云机器人可以根据自身功能需求选择合适的云资源在应用层获取相关的应用服务,借助云计算技术,可以把那些资源密集型应用迁移到能力更强的云服务器上运行,能够有效缓解自身资源不足的缺陷。

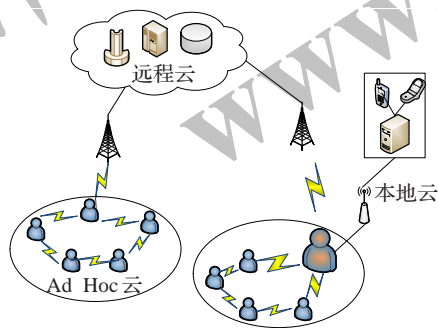


图8 云机器人系统中的云资源图

其中,本地云和自组织云可以定义为一种计算能力强、资源丰富的移动设备或一群移动设备向附近的服务机器人提供计算和存储资源,其克服了广域网的诸多问题(如时延问题),可以通过局域网为服务机器人与用户提供低时延、高带宽的实时交互式服务;而远程云是由计算能力超强的云服务器提供云计算服务,这种连接方式可以为服务机器人和用户提供较大的带宽和计算资源。计算卸载方式是通过将服务机器人上运行的部分应用程序以虚拟机(VM)的方式直接映射至离服务机器人最近的指定服务器上运行,降低了服务机器人自身的计算能力和能耗。

然而,数据传输过程中延迟是一个具有挑战性的问题。在云端,时间的花费分为四个部分:(1)预处理的时间用于发送和接收特定数据;(2)在发送和接收数据中消耗的时间有很大的数据大小和网络带宽;(3)云数据处理中的时间消耗;(4)网络延迟。对于实时交互式应用,上述元素的总和应小于无云的时间消耗。

2.4 应用层

如上所述,云机器人可以选择接入到合适的云资源来获取相应服务。而通过云机器人系统的云平台环境,云机器人可以实现基本应用服务和高级应用服务两种服务类型。

2.4.1 基本应用服务

云机器人系统中的云平台作为一类云计算平台,可

以提供与云计算类似的云服务,而XaaS是云计算服务的另一种发展趋势,云计算服务商通过Web提供服务,提高了云机器人的灵活性和扩展性。XaaS服务包括。

(1)硬件即服务HaaS(Hardware as a Service):机器人卸载计算密集型任务到云端或分配给自组织云Ad Hoc云中的其他服务机器人,减少服务机器人自身的处理负担。

(2)数据库即服务DBaaS(Database as a Service):机器人上传资源信息到云基础设施数据中心,实现多对象共享虚拟资源池。

(3)交流即服务CaaS(Communication as a Service):机器人可以根据需要的云平台进行实时交互,更好地进行协作。

(4)监控即服务MaaS(Monitoring as a Service):云端服务器对机器人对象进行实时监控与量测,基于虚拟化技术实现快速重新部署,提高灵活度等。

(5)附着即服务(Attached as a Service):每个用户应用自身都有一定功能,它们可以不时地访问云端里针对该应用提供的服务,以增强其功能。

2.4.2 高级应用服务

云机器人还可以实现自主学习、知识共享(云机器人教云机器人)、大数据挖掘、语音识别、SLAM、导航、抓握等高级应用服务。近年来,对SLAM、抓握、导航三种应用研究比较多,具体的参考文献如表4所示。

表4 高级应用服务参考文献			
文献	SLAM	抓取	导航
[30]	是	是	是
[31]	是	是	是
[27]	是	—	—
[28]	—	是	—
[39]	是	是	是
[25]	是	—	—
[40]	—	—	是

SLAM,同步定位与构建地图,指云机器人或有自主技术的车辆构建一个完全没有先验知识的环境地图以及在未知环境中进行自我定位和规划。在动态、非结构化以及不确定的环境下,不使用GPS、路标、其他导航设施,单个云机器人可以从云中获取到自己在多云机器人系统中与其他云机器人之间的方向、方位以及距离,利用这些信息得到自己更精确的位置。特别是在基于视觉和合作的SLAM的情况下,均是数据密集型和计算密集型的任务,云机器人将这些任务卸载到云端,利用基础设施云显著提高SLAM的执行速度。

机器人抓取在几十年内一直是一个热门的研究课题。如果对象中完整的三维模型是精确已知的,那么各种方法可以应用到综合抓取。假如在抓取的对象未知或者不精确的情况下,并且这个问题将涉及大量的数据

获取和预处理,因此它就更具有挑战性,属于计算密集型的任务。最近,已经提出以信息为基础或以数据驱动为基础的抓取方法,通过访问大型数据库来使机器人抓取任何对象。通过把任务卸载到云端,在机器人云平台上的抓取被改进得不需要大量计算能力、数据以及存储空间。同时,在云上可以共享由不同机器人所学的新对象的模型知识并且可以应用在其他机器人上。

机器人导航是指相对于一定的参考位置来确定自己的位置同时计划一条路径到达所需位置的机器人的活动。它涉及到一个组合的任务,如定位、路径规划和映射。通常有两种类型的方法:地图较少的方法和基于地图的方法。地图较少的方法依赖于导航感知传感器的观测,由于机器人有限的机载资源,这些方法通常会遇到可靠性的问题。如果有一个精确的地图,基于地图的机器人导航是相对可靠的。机器人可以使用一个已知的地图或在导航过程中构建一个地图,但是构建地图需要大量的存储空间,属于计算密集型的任务。另一方面,如果导航区域很大机器人在搜索地图的过程中需要访问大量的数据,这很具有挑战性。云机器人为未来基于云功能的导航提供了一个非常有效的解决方案,从而避免了这两个挑战。云不仅仅可以提供存储空间来存储大量的地图数据,而且还提供处理快速的构建和搜索地图的能力。通过云或雾基础设施,商用地图(例如谷歌地图)也可以去开发可靠的、敏捷的以及远程的自主导航解决方案。

2.5 云机器人系统体系架构总结

影响云机器人系统结构的性能主要有以下五个因素:

- (1) 机器人模型,由传感器、执行器等组成的机器人硬件模型资源。
- (2) 任务,机器人具体实现的目标。
- (3) 智能分布,云平台如何有效地实现机器人智能资源分配与调度。
- (4) 非功能属性,云机器人系统所需的非功能性需求,如安全性、实时性等。
- (5) 云资源,云资源可以分为自组织云、本地云、远程云,用于部署机器人服务的云基础架构(IaaS)。

总之,云机器人的主要特点如下:(1)在云基础设施中,计算任务是动态以及云资源弹性按需提供。(2)云端是云机器人的“大脑”。处理的结果可以通过网络技术反馈给机器人,同时任务是单独处理的。(3)机器人本体计算任务可以卸载给云端处理,从而机器人的负载较小并且延长了机器人工作时间。

3 云机器人系统的发展驱动力

云机器人系统架构涉及到多个云、网络和嵌入式系

统的技术,以及各种无线通信切换管理技术。在这一章中,主要讨论六大驱动力:开源源码、云计算、雾计算、网络切换管理技术、机器人即服务(RaaS)以及大数据。

3.1 开源源码

随着云技术的发展,开源的精神开拓云机器人领域。其中,最具代表性的是ROS。ROS是用于机器人的一种后操作系统,它提供的功能包含硬件抽象描述、底层驱动程序管理、共用功能的执行、程序间的消息传递、程序发行包管理,它也提供一些工具程序和库用于获取、建立、编写和运行多机整合的程序。ROS主要由main和universe两大部分组成。(1)main:核心部分,主要由Willow Garage公司和一些开发者设计、提供以及维护。它提供了一些分布式计算的基本工具,以及整个ROS的核心部分的程序编写。(2)universe:全球范围的代码,有不同国家的ROS社区组织开发和维护。一种是库的代码,如OpenCV、PCL等;库的上一层是从功能角度提供的代码,如人脸识别,他们调用下层的库;最上层的代码是应用级的代码,让机器人完成某一确定的功能。ROS系统的开源框架的设计提高了云机器人系统开发领域的代码重复率和开发效率。ROS作为一种分布式处理体系架构,可通过ROS通信模块来实现模块间P2P的松耦合的网络连接,可以应用在多云机器人、多主服务器集成的系统当中。其中,多云机器人之间通过预设一个主节点在陌生环境中获取相关信息及自身传感系统获取到的信息并转发给在同一Ad Hoc网络中的其他云机器人;主服务器用来提高云机器人的计算、存储等能力,主要负责对资源信息等的调度和分配。

3.2 云计算

云计算适合基于采样的分析,已被广泛应用于大规模并行计算应用中,取得了巨大的成功。例如,文献[41]提出了一种结合移动云计算和车载网络物理系统的新结构。在机器人领域,由于云计算系统的高计算性能,当计算任务被上传到云计算时,计算设备的计算量在很大程度上降低了。同时,云计算技术给IT行业带来机遇和挑战。出现了许多参与云计算领域的计算机企业和平台,包括亚马逊弹性计算云(EC2)、谷歌应用程序引擎、微软Azure、网格实验室等。云计算的出现使机器人在以下几个方面有很大的优势:(1)提供海量的存储空间,有可能利用基于大数据的智能;(2)提供强大的计算能力,足以应对数据分析、学习以及行动规划;(3)实现机器人知识共享:通过云机器人之间可以分享策略、控制方法以及输入输出;(4)支持人类参与协助:利用大量的人类分析经验,帮助云机器人更好地处理各类数据和任务^[42]。

一般机器人与远程云端都需要通过广域网进行数据和应用的传输等,会在核心网络上产生大量的网络连

接,过多地占用网络资源,产生数据积累,引发很长的网络延迟,产生的通信网络延迟、抖动等缺陷会对实时交互性应用的服务质量以及用户需求等产生严重影响。基于本地 Cloudlet 以及移动自组织 Ad Hoc 云的特点,本着“就近原则”来部署云计算资源,提高资源利用率,提出与基于远程云的云计算环境不同的雾计算(Fog Computing),通过局域网与机器人或附近的资源进行连接,就可以在很大程度上缓解通信网络带宽、延迟以及抖动等因素对机器人应用和服务质量等缺陷的影响。文献[43]研究结果表明,将计算任务卸载到雾计算环境中能够提升 51% 的响应时间同时降低 42% 的移动设备能耗。

3.3 雾计算

基于云计算环境的不足,通过引入雾计算提高系统的交互性以及实时性等。雾计算是在终端设备和传统的云计算数据中心之间提供计算、存储和网络服务,通常但不完全位于网络边缘的高度虚拟化的平台^[44]。“雾”通常被看作是一种接近于地面的“云”,雾计算也可以看作是云数据中心向机器人等终端设备贴近的一种云计算模式。根据文献[45]给出的一个雾计算体系结构如图 9 所示,即同时采用了远程云和本地 Cloudlet 的两层计算模式,与传统的集中式云计算体系结构相比,雾计算模式具有明显的本地化分布式特性。

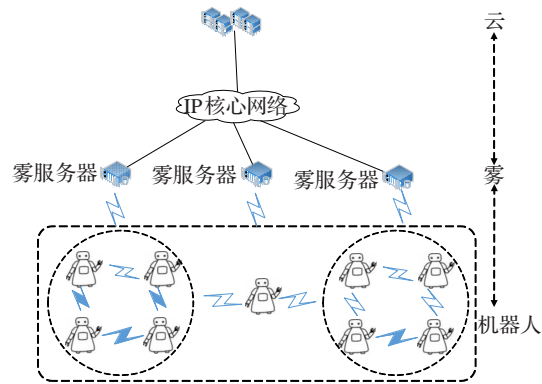


图9 雾计算体系结构

现在雾计算也往往被看作是一种非常适合于物联网的计算模式。随着物联网和人工智能的发展,接入到网络中的物联网设备也越来越多,同样需要迁移或卸载处理的数据也海量增加。如果把大量的物联网设备(机

器人)上获取的原始数据直接上传到云数据中心进行存储或者处理,会在核心网络上产生大量的网络连接,过多地占用网络资源,产生数据积累,引发很长的网络延迟,并且可能带来潜在的信息安全风险。通过引入雾计算模式,在原始数据端的物联网设备附近部署雾服务器节点,就可以将原本需要在远程云上处理的数据改在本地雾服务器节点上运行,从而缩短响应时间,提高实时性,满足物联网的数据处理要求。

3.4 网络切换管理技术

由于在切换过程中高延迟、分组丢失和信令成本问题的重要性是不可否认的,所以选择有效的垂直切换决策(VHD)算法可以有效地用于移动终端在不同网络中的无缝切换。尽管垂直切换决策(VHD)算法中需要设计许多参数,算法的复杂度比较高。通过创建混合 VHD 算法,使用智能形式来使移动终端在全方位移动的情况下持续在不同的网络中无缝切换,鲁棒性地适应这种动态变化的条件。

由于 MT 的全方位移动性,系统中的快速通信需要不同无线接入点(AP)之间的可靠和快速的服务切换。如果设计的服务切换方案不好可能会导致 MT 之间不成比例的延迟,丢包率过高,导致云资源不可用性和服务中断,严重影响网络通信的性能。近几年来,许多研究学者都提出有效的垂直切换决策(VHD)算法用于 MT 在不同网络中的无缝切换,使用智能形式来使 MT 在全方位移动的情况下持续在不同的网络中无缝切换,鲁棒性地适应这种动态变化的条件。表 5 是一些经典的通信切换算法。

文献[51]根据垂直切换决策(VHD)算法,在垂直切换过程中选择最佳无线网络,以实现最小成本函数,使用 IEEE802.21 标准协议,同时考虑到不同的可用无线网络、应用需求和用户偏好以改善 QoS,提出了在不同网络切换中选择最佳网络如图 10 所示。

3.5 机器人即服务(RaaS)

将 XaaS 服务应用以及基于 SOA 的机器人架构依赖于将云计算技术扩展到机器人领域,机器人应用作为服务——机器人即服务(RaaS)。在 RaaS 系统中有大量的机器人单元,所有这些机器人单元向用户提供服务。RaaS 系统还具有 SOA 的完整功能,即作为服务提供者、

表5 通信切换的经典算法

文献	具体算法	研究意义
[46]	基于 Levenberg-Marquardt 反向传播算法	神经网络方面提供的最成功的训练算法,但对内存需求较高,不能保证找到目标函数的全局最小值,在算法收敛到局部最小值的情况下,所获得的解不是最优解
[47]	基于模糊的算法	降低了切换的次数,可以在不同网络中进行切换,但会出现切换延迟以及分组丢失
[48]	模糊逻辑技术	做出准确的切换决策,减少冗余切换和平衡网络资源;但是决策过程过于单一,具有固定的第一移动优先服务(FMFS)和决策规则,不考虑流量类型
[49]	遗传算法	切换量最小化
[50]	自我选择决策的切换	根据用户喜好决策,避免服务变化

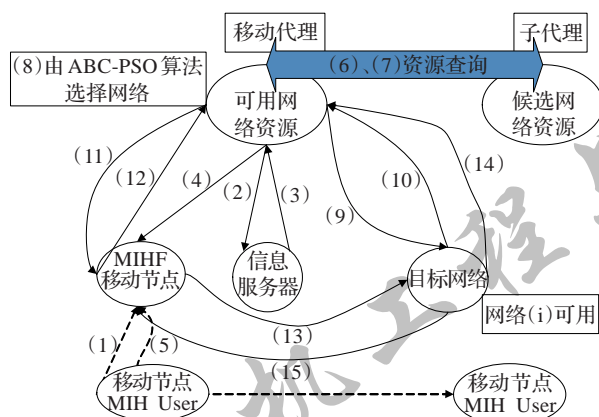


图10 不同网络切换中选择最佳网络的步骤

服务代理和服务客户端^[52]。由于服务代理为机器人应用程序开发人员提供了一种检索现有可用服务的方法,开发人员能够重新使用适当的组件并根据需要组合它们,这极大地方便了应用程序的开发。图11表示服务层和服务注册表以及发现层。有三种类型的低级基本服务,包括“基本硬件服务”、“应用服务”和“公共服务”(通过图11中的低层服务层的不同形态表示),这些低级可以被组织以提供高级服务(图11中的第二层),这些服务都要通过服务注册表和存储库(图11中的顶部组件)发布。

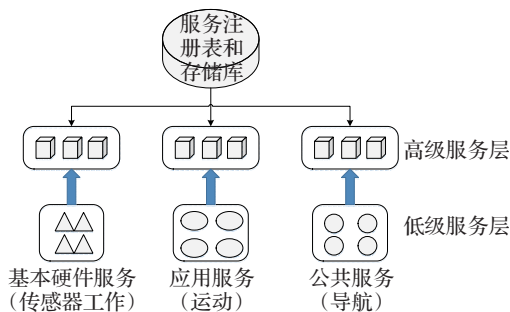


图11 服务层和服务注册表及发现层

(1)基本硬件服务:系统的核心是服务运行的核心处理器,比如声纳传感器服务初始化声纳传感器驱动器并计算声纳传感器与其前面的障碍物的距离;电机驱动程序服务不断从命令列表中读取、检索命令并执行命令;指南针传感器服务保持从相应端口读取输入数据后计算指南针值,并根据指南针值转向等。

(2)应用服务:在服务代理中主要注册与任务相关的服务,例如驱动机器人自主执行巡逻和对象检测的任务、入侵检测服务、障碍检测服务等。

(3)公共服务:公共服务代表几种经典算法和常用函数,如导航、人脸识别算法等。

3.6 大数据

在上述介绍的三种高级应用服务都会涉及到大数据的理论知识,如前面提到的抓取问题是机器人技术一个持续的挑战,在云资源相关技术的支持下,可以通过大数据的相关策略来实现抓取。大数据可以为云机器

人系统提供访问云基础架构中的大量资源,对于应对有限机载资源的挑战可能是一个关键的解决方案^[53]。云机器人的一些应用在云资源的支持下,可以通过大数据来实现。大数据的优势之一就是它从全球数据库终端(本文主要是指机器人设备、云资源池、雾资源池等)提供了获取的图片、地图和对象数据等,这些数据包括图像、视频、地图、传感器网络等。最典型的例子就是RoboEarth,作为一个机器人数据库,RoboEarth由于其源代码开放的特点吸引了众多的研究者使用和分享,其使用的大量对象和地图数据不断扩展RoboEarth,这些数据为机器人应用的发展提供了重要的技术支持。然而,一方面,大数据极大地扩展了整体改善的可能性,但同时大数据集往往混有意外数据称为“脏”数据,需要新技术来应对这一严重的挑战。

4 云机器人关键技术

云机器人系统很好地解决了云机器人应用容量和多功能性的限制等,提高了云机器人的资源利用率并且可以转向基于云的服务以扩大它们的能力。然而,一些技术上的挑战是不容忽视的,随着云技术的引入,计算分布和应用在不同情况下的通信模式类型的选择对于整体性能是至关重要的。此外,从云平台中处理上传和下载数据时,也带来了数据交互的挑战。同时,为了保证实时性,选择服务质量保证方法和相应的效果分析也具有挑战性;另一个重要的方面是云的安全性,特别是在云中重要数据的存储,这增加了系统的各个方面的要求。本文在现有研究的基础上,提出云机器人系统中待解决的几个关键问题:机器人协作(自主学习、多机器人协作群智感知、迁移学习)、计算卸载、数据交互、资源分配与调度、服务质量保证、云安全等。

4.1 机器人协作

多机器人系统是机器人学的一个基本领域,在团队中的其他机器人的支持下,多机器人系统可以优化个体的缺点,并显著提高任务的总精度和复杂性。多机器人协同工作是云机器人的典型特点^[54]。其中多机器人协作的过程可以视为协同计算网络,协同计算网络的主要优点是:(1)一个协同计算网络可以收集计算和存储资源,并可以根据具体的工作要求动态地分配这些资源;(2)由于需要信息相互交换,机器之间可以进行协同工作决策。协同计算网络大大扩展了云机器人系统可管理任务的复杂性以及提高了特定工作任务的效率。

4.1.1 自主学习

合作学习是多机器人系统中最重要课题之一,仍然面临着许多具有挑战性的问题。针对未知环境中的各种不确定性,十年前研究小组提出了强化学习(RL)。RL已应用于许多场景,并获得了显著的效果。然而研究人员很快发现,传统的RL如Q-学习,无法应

付更复杂的操作中高实时性要求的任务。分层强化学习(HRL)分解,如HAMs和MAXQ,在一定程度上优化了传统的方法,但也不能避免探讨环境中不必要的部分。云技术的出现完全提供了一个新的解决方案。研究人员可以利用云技术提出遗传算法以加快机器人信息共享,促进相关的控制方法、轨迹以及其他数据的交换等。同时,数据共享以及产生的性能和结果,提高了在集体机器人学习系统的操作性能。

其中,OPEN-EASE是一个基于云的机器人经验数据知识库,是一种可公开访问的知识服务,能在情景记忆中起作用、为机器人提供用于自主学习操作任务的全面信息,其系统的总览图如图12所示。OPEN-EASE可以克服自主学习在机器人领域的两大难题:(1)自主学习通常在精心定义的数学框架内工作,而机器人不能超越所述框架的结构和表示限制;(2)用于学习的数据集在其范围上往往过于狭窄。OPEN-EASE提供了一个基础结构,使机器人能够收集情景记忆,除了提供姿势和传感器数据流,还能在这些数据之上生成一个符号结构,使机器人能够推测他们做了什么、怎样做以及在执行动作时发生了什么、他们为什么要执行、他们相信什么和他们做出了什么决定。该数据能用作基于描述逻辑和基于Prolog的推理的知识表示的形式。情景记忆系统能为自主机器人提供前所未有的记忆和推理能力。它包括一个大的机器人操作任务的综合日志数据的语义注释数据库,其与基于时间间隔逻辑的表示和查询语言相结合。该系统还包括用于在任务执行期间记录该数据而不减慢机器人执行动作速度、用于使用基于

web的前端探索和数据可视化、以及用于经由云平台与其他研究者共享数据的工具。

4.1.2 多机器人协作群智感知(crowd sensing)

云计算和云存储等技术的发展为群智感知网络的研究提供了必要条件。由于移动设备使用的普遍性、分布的广泛性和自然移动性,这些设备可以组成群智感知网络。机器人系统中的多机器人协作可以通过群智感知网络实现大规模、细粒度的感知,进行网络数据传输。云机器人系统中的群智感知网络可以分为集中式感知、分布式感知和混合式感知三种模式如图13所示。

但由于群智感知网络近几年才发展起来,在以下几个方面还需要深入研究。

(1)构建群智网络共性平台,现有的相互独立的平台会面临数据收集、资源分配、能量节约、用户激励以及安全隐私等问题。

(2)群智感知网络会出现“脏数据”以及海量数据存储、数据质量管理、多模态数据挖掘等问题。

(3)群智感知网络中数据的高效传输,基于移动设备的感知数据传输会消耗过多的电量和数据流量,并对移动蜂窝网络产生很大的压力。

(4)群智感知网络的安全与隐私保护,感知数据可能会泄露用户的隐私和敏感信息。

4.1.3 云机器人之间的迁移学习

在云机器人系统中,机器人层的服务机器人以及移动设备等在不断地获取、分析数据信息,云平台以此为依据对机器人进行管理,但同时信息的拥有量在一定程度上制约了系统的发展,因此云平台要对这些数据进行

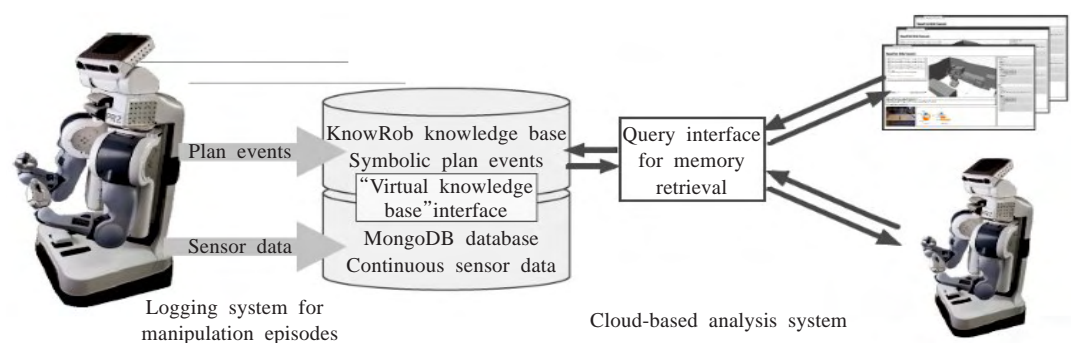


图12 OPEN-EASE系统总览图

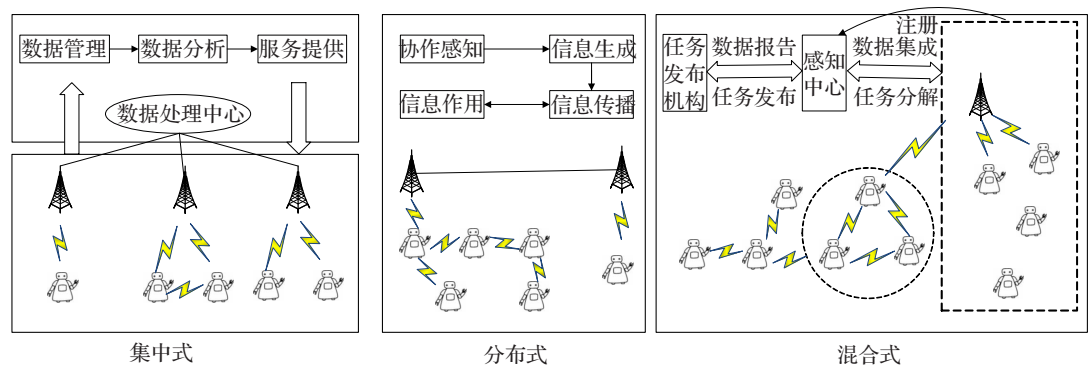


图13 群智感知网络的三种模式

表6 迁移学习的典型研究文献资料

应用	文献	特点
文本分类	[55]	提出挖掘文档概念与词特征概念的迁移学习方法
	[56]	提出双重迁移模型,进一步对概念进行划分,提高算法分类准确率
文本聚类	[57]	通过不同领域共享相同的词特征进行知识迁移
	[58]	共享子空间
情感分类	[59]	独立于领域的带有情感倾向的词先验以及领域相关的无标签数据,提高情感分类的准确率
	[60]	提出翻译迁移学习方法,借助文本数据来辅助图像聚类
图像分类	[61]	异构迁移学习方法,利用图像上的Tag标签信息作为文本与图像之间知识迁移的桥梁,从而提高图像数据上的分类效果
定位研究	[62]	提出一种新的多任务学习,对室内定位系统的多个设备进行同时学习
人工智能	[63]	提出一种新的迁移学习框架TRAMP,将迁移学习用于人工智能规划中的动作模型获取
协同过滤	[64]	研究了协同过滤中带有不确定评分的迁移学习算法,即在优化目标矩阵分解中考虑不确定评分的辅助数据作为限制

表7 计算卸载的相关研究算法文献

文献	研究内容	总结
[65]	介绍了任务卸载方案的深入理论并作出了相关数值分析	前三个文献均没有考虑云机器人的实际应用:(1)机器人代理增加了运动特征,导致许多约束;(2)云机器人按需移动到不同的具体位置并且与环境交互进行有效的卸载
[66]	提出了与云机器人系统中相关的动态算法来优化移动云计算的卸载决策	
[67]	Cao等人提出的贪婪算法用于能量感知任务分配	
[34]	提出基于遗传算法(GA)的方案解决给定任务流程的机器人群控制系统的任务卸载优化问题,通过具体的实际应用使得能够卸载满足服务质量(QOS)前提下完成任务	

有效的分类、组织管理以及准确的定位信息。基于以上研究,迁移学习利用已存在但相关领域问题进行求解的一种新的机器学习方法。目前,迁移学习在云机器人领域的典型应用研究有文本处理(文本分类、文本聚类)、情感分类、图像分类、定位研究、人工智能以及协同过滤。表6是相关的典型研究文献。

4.2 计算卸载

云机器人的一个关键的好处是卸载计算密集型任务到云端执行。云机器人可以选择在云基础设施上处理计算或存储任务,但是SLAM、抓取和导航应用都是大尺寸数据流,最重要的就是通信权衡。如上所述,时间消耗(发送和接收数据的预处理时间、用于发送和接收数据所消耗的时间、云处理消耗的时间以及最终的网络延迟)应小于机载的时间消耗。同时,云机器人在不同的云平台之间切换及云机器人节点之间切换时,也要考虑这样跨平台、跨节点切换时通信的无缝连接和“多跳”问题。以SLAM为例,如立体图像处理应用是计算密集型任务,可以卸载大多数的任务(导航、地图构建等)到云上,与其他计算模式相比从而导致更少的带宽消耗和延迟。如何以高概率传递消息到目的地、降低通信延迟、减少通信负载是云机器人研究中所面临的挑战。同时云机器人卸载计算任务在很大程度上都受网络机制的限制,目前研究比较多的是单网络模式下的计算卸载,因此混合网络模式下的计算卸载问题还有待研究。同时也要考虑多个任务分割问题,通过计算任务可在资源节点上的执行时间来决定分割给资源节点的任务量。随着机器人系统中合作学习复杂性的增加,可以根据“就近原则”考虑将适当的数据结构任务转移到机器人本体上或者附近的雾资源环境中。对于一个在不同的数据中心分布的云资源池,在执行任务时对配置虚

拟机的优化和管理虚拟机的迁移也是一种挑战。

4.3 数据交互

不同制造商的设备和传感器可能对输出数据的结构不同,即使来自同一制造商的不同型号的产品可能输出数据的结构也有相当大的差异。为了解决这个问题,目前主流的云平台往往为各种类型的数据格式提供多种接口。但是由于接口数量有限,在处理上传和下载数据时,它带来了数据格式转换的挑战。上传数据必须进行适当的预处理,数据交换的鲁棒性和实时性能对从一种形式到另一种数据格式的转换有很大的影响。同时由于数据的不变性,云基础设施只能处理和存储特定结构的数据,即输入接口需要将相应的数据结构转换成统一的格式。最后,输出处理完成的上传数据也必须转化为具体的格式。图14显示了SLAM中数据交互的流程图。为了应对行为模式的需求,RoboEarth在分类结

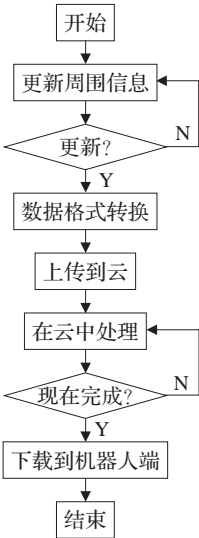


图14 SLAM中的数据交互的流程图

表8 资源分配和调度的相关研究文献

文献	研究内容
[69]	Gouveia 等人对于SLAM问题提出了有状态和无状态的资源分配框架处理分布式机器人系统中的计算共享问题,在没有依赖于外部网络的情况下,该架构能够使一个孤立的多机器人系统共享计算资源
[52]	通过建立机器人云计算中心(Robot Cloud Center,RCC)解决机器人资源共享的问题,解决了多样性的任务请求问题
[70]	介绍了机器人任务调度策略和服务映射的相关问题,均针对通用任务和服务设计
[17]	提出了全新的服务机器人映射调度算法,其通过映射层来实现任务分配功能
[71]	提出了基于博弈论的网络带宽分配方法,从增加拥塞成本和优化准入用户数两个方面解决云机器人系统的网络带宽分配问题,来改善云机器人系统中的机器人管理以及云平台处理数据时的通信延迟问题。
[72]	通过引入云机器人系统的通用框架,将云计算与机器人结合,提出了多机器人自主协商模块,减轻了机器人客户端之间的竞争,并通过实验验证了多机器人合作定位中在线资源分配的可行性

构方面提供了不同种类的语义特性的动作本体,基于RoboEarth构建的云平台可以处理有针对性的类接口的兼容性和稳定性。同时软件定义网络技术^[68]提出也为改善机器人和云平台之间的数据交互带来了新的解决思路。

4.4 资源分配与调度

卸载计算密集型任务到云端是云机器人系统的最显著特点之一,对于一个给定的计算任务,考虑到不同的工作设备、接口配置和网络环境,选择上传、自我处理或分配任务到最近的节点对整体性能有重要影响。表8总结了关于资源分配和调度的一些详细研究相关算法。

以上研究只从某一方面解决了目前云机器人资源管理方面存在的一些问题,但如何设计一个模块,最大限度地提高可用资源的使用率,特别是针对多机器人用户以异步的方式请求相同种类资源或服务的问题,这些都是以后设计云机器人系统的重要研究方向。

4.5 服务质量保证

实时性的服务需求及质量在很大程度上影响着整体性能。同时,当正在为用户提供服务的云机器人节点突然断开,就会导致服务中断,因此就需要考虑服务迁移。为了满足不同服务质量需求的用户,网络将根据用户的要求提供不同层次的质量:实时性要求高的服务优先数据处理。类似QoS的相应差异化的服务模型,对于网络拥塞、传输数据错误和数据包丢失等问题应该建立统一的标准和具体的可靠性分析方法。比如在SLAM应用中,给系统中更远的节点分配更多的带宽就可以平衡全局实时性能。此外,对于网络拥塞、传输数据错误和数据包丢失等的评估,建立统一的标准和具体的可靠性分析方法对算法的评价和科学研究的交流具有重要意义。

同时云机器人系统的网络通信环境比较复杂,使服务机器人与云端数据的一致性也是保障云机器人系统服务质量面临的重要挑战。如文献[73]提出的采用多复本发送、冗余备份的方式实现机器人端数据的有效发送,以及文献[74]提出的多机器人端与云端间的数据一致性决策,但是这些研究方案都对机器人端的硬件基础

和能耗开销比较大。尤其针对机器人端受限的能耗,将机器人的能耗最小化与上传数据一致性传输机制相结合,实现更好传输性能与能耗的协调折衷,也是云机器人系统必须研究的。

4.6 云安全

云技术的引入极大地拓展了多机器人系统操作的复杂性,同时,它也引入了新的技术挑战:云技术带来的隐私和安全问题,这些隐患也会影响到云机器人中使用的计算设备和传感器产生的数据,大数据极大地扩展了整体改善的可能性,但大数据往往混有称为“脏”数据,因此需要新技术来应对这严重的挑战。在科学研究和工业实践中,黑客可能会窃取存储在云端的关键数据从而导致密钥数据丢失。为了成功应对这些挑战,对应的管理规则 and 法律规定必须完善起来。在技术方面,身份管理和访问控制系统是云安全的两个最重要的方面。考虑用户局部管理问题,要汇总局部数据到一个整体,保证数据的完整性,以实现全局搜索和访问。因此,网络、存储和服务虚拟化是必不可少的子系统,这就要求安全机制如VM安全隔离、访问控制、虚拟机资源的限制等需要持续改进。一般情况下,可以采用以下三种方法来改善云安全的相关问题,具体包括。

(1)信任建立:用户执行一些预先设定的行为来检查一个虚拟机的主机环境。

(2)信任度量:一些不属于云平台提供商(如硬件供应商或虚拟化软件供应商)的一些信任成分组件监控虚拟机,并安全地向用户或第三方报告信任度量。

(3)基于信誉的信任:用户通过服务提供商提供的身份验证VM的基础设施,然后依靠法律、业务或其他外部因素来推断信任。

5 总结

本文主要介绍了云机器人的起源、发展和一些主要研究项目;紧接着,从服务机器人层、通信层、云平台层以及应用层介绍了云机器人系统的结构,同时分析总结了云机器人系统发展的主要驱动力;最后,从机器人协作、计算卸载、数据交互、资源分配与调度、服务质

量保证、云安全等方面阐述了云机器人系统发展的关键技术。

现阶段国内外对智能云机器人的研究主要是以所有的机器人执行同样的指令和相同的任务为主,但随着机器人、无线传感、网络通信技术和云计算理论、人工智能的进一步综合发展,云机器人的研究会逐步成熟化并推动机器人应用向更廉价、更易用、更实用化发展,同时云机器人的研究成果还可以应用于更广泛的人工智能、智能物联网系统等领域,云机器人不再依赖于自身机载设备上的某些命令,它们可以通过互联网访问云服务器下载属于自己的命令。云机器人通过与云平台计算资源的共享,推动多机器人系统和协作学习达到新的高度,通过把计算密集型任务卸载到云平台(或雾平台),机器人不再需要复杂的机载设备,大大降低了多机器人系统的应用成本。同时随着云计算、大数据、物联网等领域的发展,云机器人系统在SLAM、抓取、导航等应用中以及智慧城市的建设中会取得更好的表现。

参考文献:

- [1] Goldberg K, Mascha M, Gentner S, et al. Beyond the web: excavating the world via Mosaic[C]//International WWW Conference, 1994: 1-12.
- [2] McKee G. What is networked robotics?[M]. Berlin/Heidelberg: Springer, 2008: 35-45.
- [3] Inaba M. Remote-brained robots[C]//IEEE International Conference on Multisensor Fusion & Integration for Intelligent Systems, 1997: 747-754.
- [4] IEEE networked robots technical committee[EB/OL]. [2011-10-20]. <http://www-users.cs.umn.edu/~isler/tc/>.
- [5] Kuffner J. Cloud-enabled robots[C]//IEEE-RAS Int Conf on Humanoid Robot, Nashville, TN, USA, 2010.
- [6] Markoff J. Google cars drive themselves[EB/OL]. [2010-10-10]. <http://www.nytimes.com/2010/10/10/science/0google.html?pagewanted=1>.
- [7] Berenson D, Abbeel P, Goldberg K. A robot path planning framework that learns from experience[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2012, 20(10): 3671-3678.
- [8] Bohg J, Morales A, Asfour T, et al. Data-driven grasp synthesis—a survey[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 30(2): 289-309.
- [9] Kehoe B, Matsukawa A, Candido S, et al. Cloud-based robot grasping with the google object recognition engine[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2013: 4263-4270.
- [10] Qureshi B, Koubaa A. Five traits of performance enhancement using cloud robotics: a survey[J]. Procedia Computer Science, 2014, 37: 220-227.
- [11] Bhardwaj N, Saxena P. A survey on using cloud services in robotics[J]. Imperial Journal of Interdisciplinary Research, 2016, 2(7): 801-805.
- [12] Manzi A, Fiorini L, Esposito R, et al. Design of a cloud robotic system to support senior citizens: the KuBo experience[J]. Autonomous Robots, 2016: 1-11.
- [13] Tellez R. A thousand robots for each student: using cloud robot simulations to teach robotics[M]. [S.l.]: Springer International Publishing, 2017.
- [14] Jangid N, Sharma B. Cloud computing and robotics for disaster management[C]//International Conference on Intelligent Systems, 2017.
- [15] Yan Hehua, Hua Qingsong, Wang Yingying, et al. Cloud robotics in smart manufacturing environments: challenges and countermeasures[J]. Computers & Electrical Engineering, 2017.
- [16] Cardarelli E, Digani V, Sabattini L, et al. Cooperative cloud robotics architecture for the coordination of multi-AGV systems in industrial warehouses[J]. Mechatronics, 2017, 45: 1-13.
- [17] Du Zhihui, He Ligang, Chen Yinong, et al. Robot cloud: bridging the power of robotics and cloud computing[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 21(4): 301-312.
- [18] Li Fang, Wan Jiafu, Zhang Ping, et al. Usage-specific semantic integration for cyber-physical robot systems[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems, 2016, 15(3): 1-20.
- [19] Wan Jiafu, Tang Shenglong, Yan Hehua. Cloud robotics: current status and open issues[J]. IEEE Access, 2016, 4: 2797-2807.
- [20] Zweigle O, D'Andrea R. RoboEarth: connecting robots worldwide[C]//International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, 2009: 184-191.
- [21] Arumugam R, Enti V, Li Bingbing, et al. DAVinCi: a cloud computing framework for service robots[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2010, 58(8): 3084-3089.
- [22] MyRobots.com[EB/OL]. [2011-09-10]. <http://myrobots.com>.
- [23] Google Goggles[EB/OL]. [2012-05-15]. <http://en.wikipedia.org/wiki/Google>.
- [24] Dang H, Allen P. Learning grasp stability[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2012, 44(8): 2392-2397.
- [25] Ransson R, Aydemir A, Jensfelt P. Kinect@Home: crowd-sourced RGB-D data[C]//IROS Workshop on Cloud Robot, 2013.
- [26] Vasiliu L, Trochidis I, Bussler C, et al. Robobrain: a software architecture mapping the human brain[C]//IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2014: 160-165.

- [27] Mohanarajah G, Usenko V, Singh M, et al. Cloud-based collaborative 3D mapping in real-time with low-cost robots[J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2015, 12(2): 423-431.
- [28] Kehoe B, Warriar D, Patil S, et al. Cloud-based grasp analysis and planning for toleranced parts using parallelized Monte Carlo sampling[J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2015, 12(2): 455-470.
- [29] Riazuelo L, Tenorth M, Marco D, et al. RoboEarth semantic mapping: a cloud enabled knowledge-based approach[J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2015, 12(2): 432-443.
- [30] Kehoe B, Patil S, Abbeel P, et al. A survey of research on cloud robotics and automation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2015, 12(2): 398-409.
- [31] Mohanarajah G, Hunziker D, Raffaello D, et al. Rapyuta: a cloud robotics platform[J]. *IEEE Transactions on Automation Science & Engineering*, 2015, 12(2): 481-493.
- [32] Noreen S, Zahoor E. CRC2: a mediator based approach for cloud robotics[C]//*IEEE World Congress on Services*, 2016: 87-94.
- [33] Fiorini L, Esposito R, Bonaccorsi M, et al. Enabling personalised medical support for chronic disease management through a hybrid robot-cloud approach[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(5): 1263-1276.
- [34] Rahman A, Jin J, Cricenti A, et al. A cloud robotics framework of optimal task offloading for smart city applications[C]//*Global Communications Conference*, 2017.
- [35] Li Gaofeng, Wang Hongpeng, Liu Jingtai. A proxy-based cloud infrastructure for home service robots[C]//*2015 27th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2015: 5718-5723.
- [36] Hu Guoqiang, Tay W P, Wen Yonggang. Cloud robotics: architecture, challenges and applications[J]. *IEEE Transactions on Network*, 2012, 26(3): 21-28.
- [37] Tardioli D, Villarroel J. Real time communications over 802.11: RT-WMP[C]//*IEEE International Conference on Mobile Adhoc & Sensor Systems*, 2007: 1-11.
- [38] Wang Liujia, Liu Ming, Meng Q. A hierarchical auction-based mechanism for real-time resource allocation in cloud robotic systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(4): 1-12.
- [39] Wang Yang, Silva C. An object transportation system with multiple robots and machine learning[C]//*American Control Conference*, 2005, 2(2): 1371-1376.
- [40] Kho G, Hung C, Cunningham H. Robo brain: massive knowledge base for robots[J]. *Cornell*, 2014.
- [41] Wan Jiafu, Zhang Daqiang, Sun Yantao, et al. VCMIA: a novel architecture for integrating vehicular cyber-physical systems and mobile cloud computing[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2014, 19(2): 153-160.
- [42] 谭杰夫, 丁博, 郭长国, 等. 基于云计算的机器人SLAM架构的实现与优化[J]. *软件*, 2015, 36(10): 22-23.
- [43] Gao Ying, Hu Wenlu, Ha K, et al. Are cloudlets necessary? [R]. Pittsburgh, PA, USA: Carnegie Mellon University, 2015.
- [44] Bonomi F, Milito R, Zhu J, et al. Fog computing and its role in the Internet of things[C]//*Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing*, 2012: 13-16.
- [45] Tom T, Gao Longxiang, Li Zhi, et al. Fog computing: focusing on mobile users at the edge[J]. *Computer Science*, 2016.
- [46] Çalhan A, Çeken C. Artificial neural network based vertical handoff algorithm for reducing handoff latency[J]. *Wireless Personal Communications*, 2013, 71(4): 2399-2415.
- [47] Çalhan A, Çeken C. Case study on handoff strategies for wireless overlay networks[J]. *Computer Standards & Interfaces*, 2013, 35(1): 170-178.
- [48] Qing He. A fuzzy logic based vertical handoff decision algorithm between WWAN and WLAN[C]//*International Conference on Networking & Digital Society*, 2010, 2: 561-564.
- [49] Behera C, Behera P. Minimization of number of hand-off using genetic algorithm in heterogeneous wireless networks[J]. *International Journal of Latest Trends in Computing*, 2010, 1(2): 24-28.
- [50] Yang Jing, Ji Xing. A vertical handover trigger mechanism based on gray prediction[J]. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 2013, 48(2).
- [51] Goudarzi S, Wan H, Anisi M, et al. ABC-PSO for vertical handover in heterogeneous wireless networks[J]. *Neurocomputing*, 2017: 1-19.
- [52] Chen Yinong, Du Zhihui, García-Acosta M. Robot as a service in cloud computing[C]//*IEEE International Symposium on Service Oriented System Engineering*, 2010: 151-158.
- [53] Yuan Wei, Deng Pan, Taleb T, et al. An unlicensed taxi identification model based on big data analysis[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(6): 1703-1713.
- [54] Rekleitis I, Dudek G, Milios E. Multi-robot cooperative localization: a study of trade-offs between efficiency and accuracy[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems*, 2002, 3(3): 2690-2695.
- [55] Zhuang Fuzhen, Luo Ping, Xiong Hui, et al. Exploiting

- associations between word clusters and document classes for cross-domain text categorization[C]//SIAM International Conference on Data Mining, 2010:13-24.
- [56] Long Mingsheng, Wang Jianmin, Ding Guiguang, et al. Dual transfer learning[C]//SIAM International conference on Data Mining, 2012, 15(11):1947-1961.
- [57] Dai Wenyuan, Xue Guirong, Yang Qiang, et al. Co-clustering based classification for out-of-domain documents[C]//ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2007:210-219.
- [58] Gu Quanquan, Zhou Jie. Learning the shared subspace for multi-task clustering and transductive transfer classification[C]//IEEE International Conference on Data Mining, 2009:159-168.
- [59] Li Tao, Zhang Yi, Sindhvani V. A non-negative matrix tri-factorization approach to sentiment classification with lexical prior knowledge[C]//International Joint Conference on ACL, 2009:244-252.
- [60] Dai Wenyuan, Chen Yuqiang, Xue Guirong, et al. Translated learning: transfer learning across different feature spaces[C]//Conference on Neural Information Processing Systems, 2008:353-360.
- [61] Zhu Yin, Chen Yuqiang, Lu Zhongqi, et al. Heterogeneous transfer learning for image classification[C]//AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2011:1304-1309.
- [62] Zheng Wenchen, Pan Jialin, Yang Qiang, et al. Transferring multi-device localization models using latent multi-task learning[C]//National Conference on Artificial Intelligence, 2008, 3:1427-1432.
- [63] Zhuo H, Yang Qiang. Action-model acquisition for planning via transfer learning[J]. Artificial Intelligence, 2014, 212:80-103.
- [64] Pan Weike, Xiang Evan, Yang Qiang. Transfer learning in collaborative filtering with uncertain ratings[C]//AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2012, 1:662-668.
- [65] Wen Yonggang, Zhang Weiwen, Luo Haiyun. Energy-optimal mobile application execution: taming resource-poor mobile devices with cloud clones[C]//IEEE INFOCOM, 2012:2716-2720.
- [66] Kao Y H, Krishnamachari B, Ra M R, et al. Hermes: latency optimal task assignment for resource constrained mobile computing[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2017.
- [67] Gao Bo, He Ligang, Lu Xin, et al. Developing energy-aware task allocation schemes in cloud-assisted mobile workflows[C]//IEEE International Conference on Computer & Information Technology; Ubiquitous Computing & Communications, 2015:1266-1273.
- [68] Liyanage M, Abro A, Ylianttila M, et al. Opportunities and challenges of software-defined mobile networks in network security[J]. IEEE Security & Privacy, 2016, 14(4):34-44.
- [69] Gouveia B, Portugal D, Silva D, et al. Computation sharing in distributed robotic systems: a case study on SLAM[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2015, 12(2):410-422.
- [70] Vasile M, Pop F, Tutueanua R, et al. Resource-aware hybrid scheduling algorithm in heterogeneous distributed computing[J]. Future Generation Computer Systems, 2015, 51:61-71.
- [71] Wang Lujia, Meng Q. A game theoretical bandwidth allocation mechanism for cloud robotics[C]//Intelligent Control & Automation, 2012:3828-3833.
- [72] Wang Lujia, Liu Ming, Meng Q. Towards cloud robotic system: a case study of online colocalization for fair resource competence[C]//IEEE International Conference on Robotics & Biomimetics, 2012:2132-2137.
- [73] Li C, Porto D, Clement A, et al. Making geo-replicated systems fast as possible, consistent when necessary[C]//USENIX Conference on Operating Systems Design & Implementation, 2012:265-278.
- [74] Lloyd W, Freedman M, Kaminsky M, et al. Stronger semantics for low latency geo-replicated storage[C]//USENIX Conference on Networked Systems Design & Implementation, 2013:313-328.