

◎热点与综述◎

云计算环境任务调度方法研究综述

田倬璟¹, 黄震春^{2,3,4}, 张益农⁵

1. 北京联合大学 北京市信息服务工程重点实验室, 北京 100101

2. 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084

3. 国家超级计算无锡中心, 江苏 无锡 214072

4. 北京信息科学与技术国家研究中心, 北京 100084

5. 北京联合大学 城市轨道交通与物流学院, 北京 100101

摘 要:随着应用程序计算需求的快速增长, 异构计算资源不断地增多, 任务调度成为云计算领域中重要的研究问题。任务调度负责将用户任务匹配给合适的虚拟计算资源, 算法的优劣将直接影响响应时间、最大完工时间、能耗、成本、资源利用率等一系列与用户和云服务供应商经济利益密切相关的性能指标大小。针对独立任务和科学工作流这两类云环境主流任务, 结合不同云环境特征对任务调度算法研究进展进行综述和讨论。回顾梳理已有的任务调度类型、调度机制及其优缺点; 归纳单云环境和混合云、多云及联盟云等跨云环境下任务调度特征, 并对部分相关典型文献的使用方法、优化目标、优缺点等方面进行阐述, 在此基础上讨论各个环境下任务调度研究现状; 进一步对各类环境下文献使用的调度优化方法进行梳理, 明确其使用范围; 总结并指出需要对计算数据密集型应用在跨云环境下的任务调度研究进行重点关注。

关键词:云计算; 任务调度; 单云; 跨云; 独立任务; 科学工作流

文献标志码:A **中图分类号:**TP301 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.2006-0259

Review of Task Scheduling Methods in Cloud Computing Environment

TIAN Zhuojing¹, HUANG Zhenchun^{2,3,4}, ZHANG Yinong⁵

1. Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China

2. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

3. National Supercomputing Center in Wuxi, Wuxi, Jiangsu 214072, China

4. Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Beijing 100084, China

5. School of Urban Rail Transit and Logistics, Beijing Union University, Beijing 100101, China

Abstract: With the rapid growth of application computing demand, heterogeneous computing resources continue to increase, task scheduling has become an important research problem in the field of cloud computing. Task scheduling is responsible for matching user tasks to appropriate virtual computing resources. The quality of the algorithm will directly affect the response time, makespan, energy consumption, cost, resource utilization and a series of performance indexes that are closely related to the economic interests of users and cloud service providers. This paper summarizes and discusses the research progress of task scheduling algorithm based on the characteristics of different cloud environments, aiming at independent task and scientific workflow. Firstly, it reviews the existing task scheduling types, scheduling mechanisms and their advantages and disadvantages. Secondly, task scheduling characteristics under single cloud environment, and inter-cloud environment such as hybrid cloud, multi-cloud and federated cloud are summarized, and schedule methods, optimization objectives, pros and cons of some typical relevant literatures are described. On this basis, the research status of task scheduling under various environments is discussed. Then, the scheduling optimization methods used in various

基金项目:科技部重点研发计划(2016YFB0501504); 北京联合大学研究生科研创新资助项目。

作者简介:田倬璟(1994—), 女, 硕士研究生, 研究领域为云计算任务调度; 黄震春(1978—), 男, 博士, 副教授, 研究领域为分布式计算、网格计算; 张益农(1967—), 通信作者, 女, 硕士, 教授, 研究领域为复杂工业过程建模与控制。

收稿日期:2020-06-19 **修回日期:**2020-09-17 **文章编号:**1002-8331(2021)02-0001-11

environments are further sorted out to clarify their scope of use. Finally, it summarizes the whole paper and points out that it is necessary to pay more attention to the research of task scheduling in computing data intensive applications under inter-cloud environment.

Key words: cloud computing; task scheduling; single cloud; inter-cloud; independent tasks; workflow

云计算利用互联网和虚拟机技术,通过少量管理工作,以虚拟化形式提供随时可用、可重新配置和无处不在的计算资源,在这种范例中,用户利用互联网和远程数据中心来运行应用程序和存储数据。云计算技术按使用服务付费的方式为用户提供了高效可扩展的计算能力,消除了用户硬件配置维护成本,目前已发展成为一种流行且高效的计算范例^[1]。

云计算环境是一个典型的分布式计算环境,任务调度是指在IaaS层,根据任务和资源的实际情况,将任务分配到最佳资源上进行执行的过程。在云计算环境中,任务的类型、状态、数量随时变化,资源具有异构性和扩展性,可自由组合为不同的任务提供服务。性能良好的任务调度算法可以优化服务质量参数(QoS),如最大完工时间、响应时间、吞吐量、资源利用率、任务拒绝率、可靠性、可伸缩性、能耗、执行成本等,并可以在不违反服务级别协议(SLA)的前提下,考虑各类约束,例如截止日期、优先级、经济成本等,实现用户的硬指标约束,同时可避免负载不均衡的发生,这是一个典型的NP困难问题。目前,随着用户应用程序对云数据中心计算资源需求的逐渐增加,资源争用、服务中断、交互能力缺乏、QoS性能降低、SLA违反等问题日益严重;此外,传统单个云环境存在资源不足,服务部署易受故障影响,导致服务中断和低可用性,因此促使产生了跨云环境(inter-cloud)来解决此类问题。

任务调度算法的类型根据不同的分类方式具有不同的定义。根据任务的类型,可把任务调度分为独立任务调度和工作流调度,根据任务调度算法的特点,可将算法分为启发式、元启发式和混合式,根据任务运行的环境,可分为单云环境任务调度和跨云环境任务调度。

独立任务彼此之间没有关联关系,只需按照用户要求分配到指定虚拟机即可,而工作流的任务之间存在执行顺序,运行较为复杂。通常工作流由有向无环图(DAG)表示,节点表示任务所需的计算过程,边表示任务之间的数据通信,除了一般商业应用程序生成的业务工作流(business workflow)之外,天文学、生物信息学、地震科学和物理学等领域建立的科学应用程序构成了科学工作流(scientific workflow),典型科学工作流包括Montage、LIGO、CyberShake、SIPHT和Epigenomics等,独立任务和科学工作流都属于单次执行作业。

启发式算法是一类基于直观或经验构造的算法,其在可接受的计算时间和空间下给出待解决的组合优化

问题的一个可行解,但无法保证结果最优,且调度周期较长。元启发式算法是随机算法和局部搜索算法结合的产物,这些算法独立于问题,寻找NP困难问题的近似最优解,针对大范围寻优问题提供搜索流程,一般需要至少一个初始可行解,在预定义的搜索空间高效迭代搜索以改进解,这类算法往往具有较高的时间复杂度,但由于具有较高的解的精度,整体调度周期缩短了。混合式算法是两种以上算法结合的算法统称,这类算法在一定程度上降低了局部最优解的发生率,但时间复杂度更高,且性能结果差异较大。

当一个云以即付即用的方法对公众开放使用时,它被称为公有云,当一个云属于企业或组织,不对公众开放使用时,被称为私有云,云环境包含大量独立、异构的私有云和公有云,这些彼此没有联系的云构成了单云环境。随着计算需求的逐渐增大,单云环境无法满足庞大的计算需求,为了集成聚合云服务以实现无缝的基础设施,提出了跨云环境,包括混合云(Hybrid Cloud)、联盟云(Federated Cloud)和多云(Multi Cloud)。

已存在一些相关的研究调度^[2-6],但并不完全针对任务调度,往往和资源调度合并阐述,而且着重点并不是任务调度自身的特点和环境适应性特征。本文针对独立任务和科学工作流对任务调度按照单云环境与跨云环境进行分类讨论,在单云环境中梳理了现有的不同种类的任务调度算法类型,并选取相关代表文献进行总结分析;在跨云环境中,结合跨云环境的特征,探讨任务调度算法在不同云环境下的适应性特征,并对部分跨云环境下的任务算法文献进行总结分析;最后,讨论任务调度算法研究中存在的不足和未来研究趋势,为云计算环境下任务调度的进一步研究提供参考。

1 单云任务调度

单云任务调度的主要流程为用户通过服务接口向云计算系统提交作业请求,任务管理器收到作业请求后,对其进行分类、排序等预处理,分为独立任务队列和工作流任务队列,并根据成本、执行时间、截止时间等参数对任务进行排序,任务调度器收到处理过的任务集后,通过考虑了各类QoS参数的算法按要求得出从任务到资源的分配方案,资源信息服务器(RIS)根据分配方案将任务分配到指定的虚拟机资源上执行,同时会监视和收集所有任务和资源的信息,并将其发送给任务调度器,以便任务调度器优化后续任务分配,负载均衡器负

责对已经分配给资源上的任务进行二次分配,以防资源负载过重,流程如图1所示。而云内任务调度算法主要分为启发式、元启发式和混合式三大类。

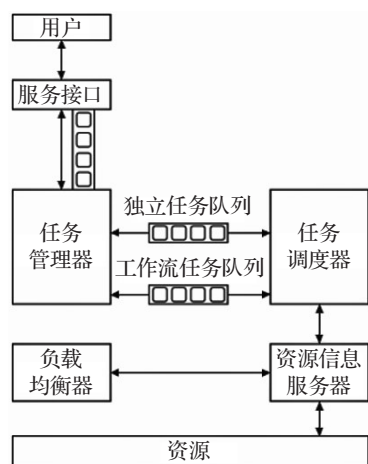


图1 单云环境任务调度流程

1.1 启发式任务调度

启发式任务调度分为静态调度和动态调度两大类。在静态调度中,所有任务在调度之前都是已知的,并将它们静态分配给虚拟资源;在动态调度方法中,任务本质上是动态的,在这里,任务在不同的时间点到达,动态调度可分为在线模式和批处理模式,在线模式下,任务一经到达系统就会立即分配,批处理模式下,任务被作为一个组进行收集,并在预定义的时间进行调度。启发式算法包括 min-min、max-min、先来先服务(FCFS)、最短作业优先(SJF)、时间片轮询(RR)、最小执行时间(MCT)、最小完成时间(MET)、机会负载均衡(OLB)^[7]、爬山算法、sufferage 算法^[8]、异构最早完成时间(HEFT)^[9-10]等。近年来,也出现了新的方法,如主成分分析^[11]。

独立任务的静态调度算法包含一些基本简单策略,如 FCFS、RR、SJF,而动态调度算法中, min-min、max-min 和动态 RR 是批处理模式的算法, MCT、MET、OLB 属于在线模式。FCFS、min-min、max-min 目前一般为云仿真平台的默认调度算法,由于云环境异构任务动态的特点,动态调度较为适应于云环境,此外, HEFT 是适应于工作流调度的算法类型。

1.2 元启发式及混合式任务调度

云环境中存在着各式各样的元启发式算法,如粒子群优化(PSO)^[12-13]、蚁群优化(ACO)^[14]、差分进化算法(DE)^[15]、遗传算法(GA)^[16]、模拟退火(SA)、禁忌搜索(TSA)、人工蜂群(ABC)^[17]、细菌觅食优化(BFO)^[18]、联赛冠军算法(LCA)^[19]、蝙蝠优化(BAT)^[20]、猫群优化(CSO)^[21-22]、共生生物搜索(SOS)^[23]、萤火虫优化算法(FAO)^[24]、布谷鸟搜索(CS)^[25]、和声搜索(HS)、狮子优化(LOA)^[26]、蛾类搜索(MSA)^[27]、灰狼优化算法(GWO)^[28]、引力搜索算法(GSA)^[29]、智能水滴算法(IWD)^[30]等。

目前元启发式算法研究的重点是如何平衡局部搜索与全局搜索,有效避免局部最优解,这些算法一般分为两大类:群体智能优化与随机搜索优化。群体智能优化算法主要模拟了昆虫、兽群、鸟群和鱼群等群体的行为,这些群体按照一种合作方式寻找食物,群体中的每个成员通过学习它自身的经验和其他成员的经验来不断地改变搜索方向,是一类很常用的分布式问题解决策略,在云环境中任务调度研究的有 PSO、ACO、ABC、BFO、SOS、CSO、FAO、CS、LOA、MSA、GWO、GSA、BAT、IWD 等的各类优化。而随机搜索优化方向上,在传统的局部搜索与全局搜索的基础上,修改搜索方式的同时添加了随机算法,试图避免局部最优,在云环境中任务调度研究的有 GA、SA、TSA、DE、LCA、HS 等算法的优化。元启发式算法针对独立任务和工作流任务都提出了性能较优的任务调度解决方案。

由于单独的调度算法通常无法很好地满足实际任务调度需求,因此目前混合了多种算法的任务调度已成为重要的研究方法。最新提出的混合任务调度算法有文献[31-34]。这些优化算法中有启发式算法与元启发式算法的混合,也有两种或两种以上元启发式算法的结合,经过实验验证,这些算法在不同程度上获得了较好的性能结果。

1.3 单云环境任务调度总结分析

表1对现有任务调度算法类型进行了梳理总结,分析了其优点和不足。由于任务调度是在网络计算、分布式计算任务调度基础上发展起来的,因此存在大量各式各样的算法类型优化方法, PSO 是较为热门的一个算法类型,其又细分为标准 PSO、多目标 PSO、离散 PSO、二进制 PSO、混合 PSO,而 BAT、CSO 是最近比较热门的研究方向, LOA、GWO 提出时间不久,具有较大的发展空间。通过列表可以看出, CS、LOA、IWD 目前没有针对云环境任务调度的具体性能评估,有待进一步验证,此外由于性能问题, SA、TSA、HS 多用于混合算法。

表2对上述所列云内任务调度算法部分典型研究文献进行分析总结。云内任务调度算法研究比较广泛,存在许多针对独立任务和工作流使用不同算法类型对 QoS 进行优化的方法,核心优化目标为最大完工时间和货币成本,此外,资源利用率、负载均衡、安全性、截止日期、能耗等指标也成为了重点优化目标。通过列表可以看出,文献[33]在减少最大完工时间和成本的同时实现了较好的负载均衡,文献[7-8, 12, 33]实现了资源利用率的提升,文献[15, 33]考虑了能耗问题,文献[9]考虑了安全性和任务的截止日期;由于任务调度需要同时优化多个指标,因此多目标任务调度算法的研究目前已比较普遍,例如文献[7-9, 12, 31]均采用多目标函数进行优化;此外,对部分目标建立约束也是一种优化方法,例如文献[9, 16];绝大部分研究都是在仿真环境中进行测试

表1 云内任务调度算法类型总结

算法名称	调度机制	优点	缺点
先来先服务 FCFS	按照任务达到时间进行分配	实现过程简单	没有考虑其他标准
循环调度RR	为每个任务分配特定时间量的资源	实现过程简单	没有考虑资源能力,任务长度,优先级
最小执行 时间MET	将任务分配给时间花费最小的资源上	任务小,处理快	虚拟机性能差别较大时,负载不均衡
机会负载 均衡OLB	将任务分配给最早可用的资源	实现过程简单	任务完成时间较长
最小完成 时间MCT	部分任务分配给没有最小执行时间的资源	负载均衡	任务总体执行时间长
异构最早完 成时间HEFT	计算DAG中每个任务的等级,后进行分配	过程简单,处理快	负载不均衡
遗传算法 GA(1960)	模拟生物进化过程,以选择、交叉和变异的方式不断迭代获得最优解	全局优化,快速搜索,过程简单,具有随机性	实现复杂,依赖参数,易早熟
模拟退火 SA(1983)	参考金属冶炼的退火过程,引入随机因素在逐步迭代过程中跳出局部最优解	可以处理局部最优,全局优化,内存较少	参数难以控制,迭代速度慢
禁忌搜索 TSA(1986)	选择特定的搜索方向,并建立禁忌表对已经完成的过程进行记录,指导下一步选择	采用禁忌技术避免陷入局部最优	对初始解具有较强的依赖性
差分进化算法 DE(1996)	派生自遗传算法,通过初始化、变异、重组和选择过程寻求全局最优解	控制参数少,全局寻优,收敛性好,并行搜索	迭代多次收敛速度变慢
联赛冠军算法 LCA(2009)	在连续搜索空间上每次迭代后根据前面的迭代情况分析下一次迭代的方法	全局优化,任务完工时间小	只限于数值解
粒子群优化 PSO(1995)	模拟鸟集群飞行觅食行为,粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索	参数少,易于实现,收敛速度快,精度高	标准PSO易于陷入局部最优
蚁群优化 ACO(1992)	模拟蚂蚁的觅食行为,采用正反馈机制,使得搜索过程不断收敛,最终逼近最优解	鲁棒性强,收敛结果较好,易于并行实现	收敛速度慢,易陷入局部最优
人工蜂群 ABC(2005)	模拟蜜蜂的觅食行为,将蜜蜂分为工蜂,观察蜂和侦查蜂	可串行或并行实现,适应性强,领域搜索	对参数选择凭经验
细菌觅食优化 BFO(2002)	模拟大肠杆菌在人类肠道的觅食行为,以繁殖、消除-分散事件、趋化和群集四个步骤进行最优解的搜索工作	并行搜索,易于跳出局部最优	在优化高维复杂问题时,易于陷入局部最优
共生生物搜索 SOS(2014)	模拟生态系统中生物所表现的共生关系,将生物个体对应可能解,适应能力对应为适应度函数	控制参数少,稳定性好,适应于大规模任务	早熟,收敛速度慢,后期搜索迟滞
猫群优化 CSO(2006)	模拟猫休息和行动时的行为,建模为搜寻模式和跟踪模式,通过结合率MR交互	兼顾全局搜索和局部搜索,性能得到提升	后期仍进行全局搜索导致结果精度下降
萤火虫优化 FAO(2009)	根据萤火虫发光行为,发光强的会吸引发光弱的萤火虫,完成迭代,求得最优解	划分为多个子群,选择方案比较多	发现率低,求解精度不高,求解速度较慢
布谷鸟搜索 CS(2009)	根据布谷鸟的寄生性育雏行为,通过Levy飞行来增强过程,通过随机游走得到最优解	全局搜索能力强,参数少,通用性好,可看作是PSO、DE、SA有效部分组合	尚待进一步探索
狮子优化算法 LOA(2015)	模拟狮子狩猎,交配和防御等行为,对特征进行建模	快速收敛,全局寻优较好	尚待进一步探索
蛾类搜索 MSA(2016)	模拟飞蛾飞向光源的行为,使用趋光性和Levy飞行这两个特征表示飞蛾的探索和利用能力	搜索能力较强,性能较DE、PSO、ABC、GA优	易陷入局部解,收敛速度慢,利用能力不强
灰狼优化 GWO(2014)	受灰狼捕食猎物活动启发,优化过程包含了灰狼的社会等级分层、跟踪、包围和攻击猎物等步骤	参数少,易实现,收敛性强	收敛速度慢,全局搜索能力弱,多次迭代易陷入局部最优
引力搜索 GSA(2009)	通过粒子位置移动来寻找最优解,每个搜索个体都有位置、速度、加速度和质量四个状态变量	参数少,易于实现,通用性强	多次迭代后易陷入局部最优
和声搜索 HS(2001)	受和声即兴创作的工作原理启发,反复调整记忆库中的解变量,使函数值随着迭代次数的增加不断收敛,从而完成收敛	全局搜索,参数少,易于实现,收敛速度快	搜索量大时,收敛速度变慢
蝙蝠算法 BAT(2010)	模拟蝙蝠的回声定位,PSO算法与受响度和脉冲频率限制的穷举局部搜索算法的混合	全局搜索能力强,收敛速度快	易于陷入局部最优,解的精度不高
智能水滴 IWD(2007)	模拟水滴的流动过程,构造路径概率解,迭代更新算法的参数,采用最优逼近算法获得最优近似解	收敛速度较快,收敛结果较好,动态环境中灵活,且易于合并弹性	缺乏详细的性能评估

表2 云内任务调度算法研究文献总结

算法类型	策略类型	任务性质	算法描述	优化目标	测试工具	特点
文献[7] 启发式	基于阈值的任务调度算法(TBTS) 基于SLA的负载均衡算法(SLA-LB)	独立任务	TBTS是两阶段调度算法,支持在不同配置的虚拟机中进行任务调度,SLA-LB是在线调度,可根据用户需求动态进行调度	最大完工时间增益成本资源利用率	C++	优点:在动态环境中具有良好的性能 缺点:未考虑能耗
文献[8] 启发式	基于Sufferage的执行时间算法(ETSA)	独立任务	建立期望计算时间表,计算两个最小执行时间和完成时间的sufferage的差值	最大完工时间资源利用率	CloudSim	优点:负载均衡时性能较好 缺点:静态调度,负载不均衡时,任务最大完工时间大
文献[9] 启发式	模糊优势排序机制+HEFT	科学工作流	在HEFT求解过程中使用模糊优势排序寻求更优解	货币成本最大完工时间 安全截止日期约束	jMetal Pegasus workflow	优点:在减小最大完工时间同时实现与成本的折衷 缺点:没有考虑存储和通信的货币和时间成本
文献[10] 启发式	强化学习+HEFT+线性加权	工作流	利用Q-learning对任务优先级排序,并使用线性加权建立多目标函数	最大完工时间成本	WorkflowSim	优点:该算法在多目标优化问题上具有突出表现 缺点:静态调度,适应性不广
文献[11] 启发式	任务计算时间预测(PTCT)	工作流	使用主成分分析法减少计算矩阵的大小	最大完工时间任务执行时间	MATLAB R2013a	优点:首次使用主成分分析法,性能得到较大提升 缺点:静态调度,适用性不广
文献[12] 元启发式	逼近理想解的优先排序机制(TOPSIS)+PSO	独立任务	首先利用TOPSIS获得符合所选标准的最类似任务,后利用PSO计算任务相对接近度	执行时间,最大完工时间,资源利用率,处理成本,传输时间	CloudSim	优点:在动态环境中有良好的性能 缺点:缺乏负载均衡,处理大量任务时性能较差
文献[15] 元启发式	DEA+自适应优化	独立任务	修改变异交叉操作来增强适应度	执行时间能耗	CloudSim	优点:方法简单,适应性强 缺点:考虑指标较少,方法鲁棒性差
文献[16] 元启发式	优化的GA	科学工作流	使用bestSec运算符及三个交叉算子进行优化	成本,期限约束	CloudSim	优点:GA与PSO比较,证明GA性能较优
文献[30] 元启发式	优化的IWD	科学工作流	修改了第三阶段,使之适应工作流调度	最大完工时间成本	WorkflowSim	优点:大多数情况下性能得到提升,嵌入到仿真工具包内 缺点:IWD算法待优化
文献[31] 混合式	模糊逻辑(FL)+PSO=TSdq-FLPSO FA+PSO=TSdq-SAPSO	独立任务	采用动态调度队列任务优化TSdq获得最佳任务顺序	等待时间完工时间成本	CloudSim	优点:各项参数都得到优化 缺点:没有考虑任务优先级,能耗等QoS参数
文献[32] 混合式	MSA+DE	独立任务	使用DE做局部搜索	最大完工时间	CloudSim HPC2N NASA iPSC/860	优点:有效减少最大完工时间 缺点:单目标优化,优化参数较少
文献[33] 混合式	NSGA-II+神经网络	科学工作流	利用变化后的帕累托最优集的历史进行预测	最大完工时间,成本,能耗,不平衡程度,可靠性,资源利用率	Pegasus Workflow	优点:在动态环境中展示了良好的工作流调度性能

的,但也有在真实环境中进行测试的研究,如文献[9,33];同时,神经网络、强化学习等人工智能算法也开始应用于任务调度的研究,如文献[10,33]。自适应优化也被应用于任务调度优化,如文献[15]。目前云内任务调度的研究在继续关注基本QoS指标的情况下,重点关注优化负载均衡、能耗等性能指标,并且人工智能方法已逐步应用到任务调度排序、节点预测过程中,但在性能提高的同时,也提升了复杂性。

2 跨云任务调度

随着用户计算需求的逐渐增加,单一的云环境无法

满足计算需求,因此出现了跨云计算环境。这类环境被定义为为了保证服务质量,例如服务的性能和可用性,通过不同云供应商的云系统之间的互操作,按需重新分配资源和转移负载,这种互操作基于用户对服务质量的需求和云供应商对SLA的协调,并且使用能够互相通信的标准接口^[35]。跨云环境主要分为两大类,联盟云环境和多云环境。当一组云供应商彼此愿意互连它们的基础设施以实现共享资源时,就构成了联盟云环境,当用户可以使用多个独立的云,但这些云服务云供应商彼此之间并不互连和共享它们的基础设施,称为多云环境^[36]。此外,混合云被定义为两个或多个私有云或公有

云的组合,根据部署模型连接各类云,一般用于当本地资源不足时使用外部资源的云爆发情况,因此也属于多云类型。在跨云环境中,代理(broker)是安装在用户端专门进行资源分配管理和任务调度及部署的组件,由于跨云环境中每个云数据中心都有大量的物理资源,它们被虚拟化形成了一个虚拟资源池,为了实现跨云调度,使用代理与每个云供应商进行通信,屏蔽通信的异构性,生成统一的资源描述目录和通信接口提供给用户,当用户向代理发送请求执行任务时,代理首先查看资源目录,然后根据调度算法将任务分配给不同的虚拟机,接下来,根据用户的服务质量要求将虚拟机分配到合适的云数据中心,这里的调度分为全局调度和局部调度,全局调度由代理进行,主要处理数据迁移,局部调度由云数据中心进行,主要处理具体的任务分配。

2.1 混合云环境任务调度

在混合云环境中,公有云提供了一个公共接口,用于在其专用基础设施中创建和管理虚拟机实例,在私有云内部,用户接口组件用来接收用户应用程序任务请求,任务被发送给请求管理器进行管理,资源监控组件监视云资源池信息。任务调度算法分配任务给私有云或公有云,旨在实现利润最大化,在这个过程中,任务调度器从请求管理器、资源监视器和用户接口收集调度数据,然后决定每个任务分配给私有云还是公有云,如果任务需要分配给公有云,公有云的定价模型信息通过公共接口发送给任务调度器,以便决策选取具体的公有云^[35]。由于该云环境不需要正式的跨云协议,实现难度较小,发展较为成熟,目前已成为企业用云的主要形式。

混合云任务调度研究虽不及传统单云环境任务调度研究广泛,但也有较多研究,如文献[37-41]。文献[37]针对混合云,提出了采用整数规划模型的自适应学习PSO的任务调度算法,在该算法中,在速度更新阶段采用四种更新策略自适应地更新每个粒子的速度,以保证其多样性和鲁棒性,仿真实验表明,该算法与标准PSO相比,结果证明该算法可以提高云供应商的利润。

文献[38]针对混合云中时延约束的任务,在考虑私有云和公有云成本最小化的情况下,提出了一种时分任务调度算法TTSA,将任务有效地分配给公有云和私有

云,在TTSA的每次迭代中,将成本最小化问题建模为混合整数线性规划,并采用混合SA和PSO的调度算法进行求解,仿真实验结果表明,与现有的调度策略相比,TTSA产生的最优或近似最优调度策略可以在满足任务时延约束的同时,提高吞吐量,降低私有云成本。

文献[39]针对混合云中的科学 workflows 多目标调度问题,提出了一种基于NSGAII的非支配排序遗传算法,提出了两种执行模式:(1)在最大完工时间和成本之间做权衡,以提高帕累托前沿(pareto front)质量的累加法;(2)增量式执行,以成本为驱动在目标空间得到帕累托前沿解的多样性。此外设计了一种编码结构,对调度解决方案进行建模,并对其应用的遗传算子进行开发。在多个常见科学 workflows 中进行仿真实验表明,与经典的NSGAII算法相比,该算法在成本和最大完工时间方面有显著改进。

文献[40]针对混合云提出了两种兼顾完工时间和货币成本的工作流调度算法,第一种是基于截止时间约束的成本优化的单目标混合云中工作流调度算法DCOH,在DCOH的基础上,提出了一种以最大完工时间和货币成本为目标的混合云多目标工作流调度优化算法MOH,仿真结果表明,与现有算法相比,DCOH可以很好地为用户减少货币成本,MOH可以提供很好的成本与完工时间协调方案。

表3对上述所列文献中研究的混合云任务调度算法进行了总结。混合云环境中的任务调度算法研究往往是结合混合云特征对云内经典算法进行修改优化,而其优化的QoS指标往往集中在最大完工时间和成本,但部分文献如文献[38]也考虑了任务延迟约束,文献[37]考虑了资源利用率,文献[40]考虑了截止日期约束,此外也出现了基于混合云的多目标任务调度算法研究,如文献[39],以及结合混合云特点对吞吐量进行优化,以减少最大完工时间,如文献[38]。特别的,文献[40]将其算法在真实云环境中进行了测试。但也正如这些文献提到的那样,由于执行时间变化,执行延迟这些会影响最大完工时间的指标尚未得到很好的解决,目前负载均衡、能耗、安全性这些指标的优化在混合云中研究很不充分。

表3 混合云任务调度算法研究文献总结

算法类型	策略类型	任务类型	算法描述	优化目标	仿真环境	特点
文献[37] 元启发式	PSO	独立任务	在PSO速度更新阶段使用四种速度更新机制	资源利用率成本	Matlab	优点:保证用户的QoS,拥有较强搜索能力 缺点:最大完工时间没有得到优化
文献[38] 元启发式	SA+PSO	独立任务	使用PSO的寻优过程,但粒子根据SA的特征更新位置	成本延迟约束	Matlab	优点:成本降低,吞吐量提高 缺点:调度时间和执行延迟未考虑
文献[39] 元启发式	NSGAII	科学工作流	使用两种执行模式修改了NSGAII	成本最大完工时间	WorkflowSim	优点:同时优化了两个目标 缺点:负载均衡,能耗,安全等问题未考虑
文献[40] 元启发式	GA	科学工作流	一套包括染色体编码、评估、选择、交叉和突变的新的遗传操作	截止时间约束 货币成本最大完工时间	Amazon EC2	优点:可减少成本,完成协调 缺点:没有考虑任务执行时间变化的影响

2.2 多云环境任务调度

多云环境由多个不同的IaaS云服务供应商组成,这些供应商提供不同价格和性能的虚拟机,但彼此之间相互独立互不通信,为了将其整合以利用资源,需要针对每一个云供应商设计相应的API接口以实现通信,或者用户自行搭建工作负载管理程序以满足任务调度需求。虽然这种云环境导致了额外的开发成本,但可以防止数据丢失和减少局部组件故障而停机的风险,避免云供应商锁定,具有高可伸缩性,此外由于选择性的增加,任务执行成本减少了^[42]。在多云环境中,每个云平台上都有一个资源管理器实时向用户发送当前的虚拟机资源情况,用户通过统一的API接口或外部代理获得不同云平台发送过来的资源信息,根据自身任务情况,将任务分段传输给不同的云进行处理计算。多云环境下任务调度研究不及混合云环境广泛,国际上存在部分质量较高的文献如文献[42-45],国内研究的有文献[46],它们从不同的角度进行了优化。

文献[42]针对多云环境,提出了三种调度算法,分别是最小完成云(MCC)、中位数最大(MEMAX)和云min-max归一化(CMMN),MCC是单阶段调度算法,MEMAX和CMMN是两阶段调度算法,实验结果表明,MCC适用于在线调度,CMMN的最大完工时间较短,MEMAX的平均资源利用率较高,这些算法在最大完工时间和资源利用率方面整体优于已有的多云环境任务调度算法RR、CMMS。

文献[43]提出了一种新的多云系统架构,并设计了一种动态调度策略,该策略结合了可分负载理论和节点可用性预测技术,包括使用预测方法来估计虚拟机的准备时间,以及使用以前关于处理时间的数据来估计工作负载的处理时间,并允许计算节点估计它们接受和处理负载的准备时间,将这些时间应用于策略,以保证负载均衡和系统的高性能,仿真实验结果表明,该调度策略优于基准策略,有效地减少了任务执行最大完工时间。

文献[44]针对多云环境提出了一种多目标科学工作流调度算法,该算法在满足可靠性约束的情况下,使工作流最大完工时间和成本同时最小化,该算法基于PSO,求解帕累托前沿,同时考虑了任务的执行位置和

传输顺序,仿真结果表明,该算法与CMOHEFT和随机算法相比,性能得到明显改进。

文献[45]针对多云环境中的多目标科学工作流调度问题,提出了同时减少最大完工时间和成本的调度算法,该方法在不同场景中采用了不同的数值方法,例如加权和法、本森数值法和加权min-max,此外,研究了所得解的稳定性,提出了一种方法来分析加权和法及加权min-max的最优稳定解,实验结果表明,本文提出的加权和法在超体积(hypervolume)方面优于已有的算法。

表4对上述所列多云环境中的任务调度算法进行了总结。由于多云环境整体的结构发生了很大的改变,基于多云环境任务调度算法结合了该环境任务特点进行优化,如文献[42]考虑了任务的执行位置和传输顺序,文献[43]采用可用性预测技术和自适应方法提高多云环境的负载均衡,文献[45]采用整数规划来进行计算。此外,由于多云环境中信息发送比较频繁,耗时较长,因此任务调度算法大多数选择时间复杂度较低的算法类型,如文献[42-43,45]皆为启发式调度,多云环境下也存在多目标任务调度研究,如文献[44-45],而该环境下主要优化目标依然是最大完工时间和成本,部分文献如文献[49]考虑了可靠性约束,文献[47]考虑了资源利用率。目前在多云环境任务调度的研究中,主要集中在使用不同的方法降低算法时间复杂度,增加求解多样性和精度,而不是增加优化目标。

2.3 联盟云环境任务调度

当一组云供应商彼此合作交换资源时,就构成了联盟云。这类云环境往往由政府或学术组织发起,是政府云或私有云之间的合作。这种云环境可以使用分布式实体进行代理,或者集中使用一个中心实体进行资源注册、共享和代理^[2]。联盟云的代理收集各个云服务供应商发来的资源状态,同时根据用户指定的SLA将用户应用程序任务分配到可用资源的不同虚拟机上,以实现完工时间,成本,资源利用率等性能的最大化。

文献[47]提出了一种使用统计多路复用技术在联盟云中进行请求分配的方法,该方法结合统计多路复用和服务器整合,检查使用的变异系数和其他相关统计指标作为目标函数,用于决定请求分配,并比较了使用随

表4 多云任务调度算法研究文献总结

算法类型	策略类型	任务类型	算法描述	优化目标	仿真环境	特点
文献[42] 启发式	Min-min Max-min	独立任务	根据预计完成时间,任务大小,优先级进行排序	最大完工时间 资源利用率	Matlab	优点:资源利用率较高 缺点:仅限于独立任务
文献[43] 启发式	自适应调度	独立任务	采用可分割负载模式的阶段调度方法的动态调度	处理时间	自建多云环境模拟测试平台	优点:提出的架构符合实际云环境,预测方法概念较新
文献[44] 元启发式	PSO	科学工作流	首先选择IaaS平台,后选择虚拟机类型,确定任务之间的数据传输顺序	可靠性约束最大 完工时间成本	python	优点:性能得到提升 缺点:未考虑容错、能耗等问题
文献[45] 数值方法	整数线性规划	科学工作流	三种不同的目标组合函数	最大完工时间 成本	CPLEX Solver Studio	优点:理论验证充分 缺点:实际调度性能未知

机算法、爬山算法、最大提升爬山算法、模拟退火算法、后期验收爬山算法等启发式算法应用该目标函数的结果,实验结果表示后期验收爬山算法具有更好的性能。

文献[48]基于欧洲学术组织建立的 Contrail^[49]联盟云环境建立了基于遗传算法的代理组件,该遗传算法根据多个 QoS 建立了本地适应度函数和全局适应度函数,将任务与虚拟机一一对应,将虚拟机分配到相应的不同的云服务供应商中。实验结果表明,此方法充分利用了本地资源和全局资源,资源利用率较高,但处理大量数据,最大完工时间并没有降低。

文献[50]为了在云环境中执行霜冻预测应用程序,使最大完工时间和成本最小化,在联盟云中两个级别设计了调度策略。在代理级别,实现了基于 ACO 的调度和基于 PSO 的调度,其目标是在考虑网络延迟、货币成本和数据中心计算资源可用性的前提下选择数据中心,在基础设施级别,虚拟机通过基于 ACO 和 PSO 的调度分配给数据中心的物理主机。实验结果表明,与 GA 相比,这两种调度可以极大降低最大完工时间和货币成本。

文献[51]针对联盟云提出了一种基于多目标列表的工作流调度算法 MOHEFT,该算法扩展了 HEFT 工作流调度算法,通过拥挤距离实现了近似最优帕累托前沿,降低了成本和最大完工时间,并使用实际工作流和合成工作流评估了 MOHEFT,与 HEFT 和 SPEA2 相比,该算法能获得较好的完工时间和成本,此外,还用 GoGrid 和 Amazon EC2 进行实际测试,结果表明当数据传输支配时间的情况下,工作流不会从联盟云中获益,反而在单个供应商的配置中表现更好。

表 5 对上述所列联盟云环境中的任务调度算法进行了总结。联盟云作为学术云的常见形式,存在许多结合不同科学应用程序进行优化的调度研究,如文献[50];针对任务分配的优化问题,也出现了许多适应联盟云的新方法,如文献[47]使用的统计多路复用技术;此外,结合实际的联盟云环境,设计符合要求的仿真环境和相匹配的任务调度算法也是联盟云任务调度研究的一大类型,如文献[48],多目标优化也是联盟云任务调度建立目标函数常用的方法,如文献[51]。目前,联盟云任务

调度研究是以优化最大完工时间和成本为目标,充分考虑联盟云特征,尽可能多地考虑影响指标,如跨云带宽、网络延迟、成本等来达到优化的目的。用户对联盟云拥有海量的计算需求,但目前联盟云任务调度研究尚不充分,对数据密集且计算密集型的应用程序并没有充分研究。

3 任务调度优化方法分析

通过对云计算各类环境下任务调度算法研究文献进行总结分析可以看出,目前任务调度算法的优化方法是在已有的启发式、元启发式以及混合式算法类型的基础上结合单/多目标函数及 QoS 约束,进行诸如任务排序、解集筛选、节点预测策略,对已有的各类标准调度算法进行改进,如模糊排序方法^[7,33]、整数规划^[37-38,45]、帕累托权衡^[39,45,51]、节点预测技术^[11,33,43]、统计多路复用^[47]、人工智能^[10,33]、多目标优化^[39,44,51]、自适应优化^[37,43]。表 6 对文献中使用的优化策略进行分析,并给出了相应的部分文献研究类型。可以看到这些方法使用建模、任务排序、节点预测、请求合并、方案排序等对任务调度算法进行优化,从而简化模型,方便分配,整理需求,减少可分配计算节点,寻找可行解,从各个角度实现提高分配效率与精度的目标。未来可以在不同云环境任务调度的研究中充分应用这些方法来达到性能优化目的。

4 总结与展望

本文根据环境类型对云计算任务调度算法进行了总结分析,讨论了云内、混合云、多云、联盟云的环境特点和任务调度特征,归纳出 27 种不同算法类型的任务调度方法,结合启发式、元启发式及混合式调度类型对独立任务和工作流最新及代表性研究文献的具体实现过程、优化指标、仿真环境及优缺点进行分析探讨,并对相关优化方法进行描述分析,呈现了云任务调度领域的最新重要研究进展。

云内任务调度研究充分,存在大量优化性能较好的调度算法,为了应对逐渐增加的用户计算任务,提供安全稳定的计算环境,跨云环境任务调度研究逐步发展,

表 5 联盟云任务调度算法研究文献总结

算法类型	策略类型	任务类型	算法描述	优化目标	仿真环境	特点
文献[47] 启发式	统计多路复用	独立任务	将变异系数比作为目标函数	变异系数比	java	优点:启发式算法性能得到较大提升 缺点:未考虑能耗问题
文献[48] 元启发式	遗传算法	独立任务 科学工作流	将需要考虑的参数设置权重进行转换	最大完工时间 成本 资源利用率	SmartFed	优点:独立任务和科学工作流均可以在联盟云中得到优化调度 缺点:数据量较大时最大完工时间并没有缩短
文献[50] 元启发式	PSO/ACO	科学工作流	修改蚂蚁和粒子寻找内容	最大完工时间 货币成本	CloudSim	优点:成本降低 缺点:不支持任务迁移
文献[51] 启发式	HEFT	科学工作流	通过拥挤距离计算帕累托近似最优解	完工时间成本	GoGrid Amazon EC2	优点:完工时间和成本减小 验证大量数据传输将严重影响跨云任务调度时间

表6 任务调度优化方法分析

方法名称	方法分析	文献类型
模糊排序	一种对解决方案进行优势度量且能够快速收敛的排序方法,应用于多目标优化	文献[9]单云独立任务 文献[31]单云独立任务
整数规划	一种建模方法,将一个时间片设定为一个小时,将各个实体属性设置为时间片的倍数,并据此设定约束公式	文献[37]混合云独立任务 文献[38]混合云独立任务 文献[45]多云 workflow
帕累托权衡	一种求得接近最优折衷解的完备集的方法,为解决方案提供多个有效解,应用于多目标优化	文献[39]混合云 workflow 文献[45]多云 workflow 文献[51]联盟云 workflow
节点预测技术	一类通过评估任务计算时间,虚拟机情况,计算节点负载,历史解集调整分配方案的方法	文献[11]单云 workflow 文献[33]单云 workflow 文献[43]多云独立
统计多路复用	一种整合请求需求特征的方法,将用户资源需求范围接近的请求进行整合,避免将其置于同一个主机造成负载过载	文献[47]联盟云独立任务
人工智能	人工智能算法应用在任务排序,节点预测方向均可以更加智能地得到结果	文献[10]单云 workflow 文献[33]单云独立任务 文献[10]单云独立
多目标优化	满足 m 个不等约束, n 个相等约束,并对每个约束赋予权重,构建函数求解最小化值以获得最优解的方法	文献[39]混合云 workflow 文献[44]多云 workflow 文献[51]联盟云 workflow
自适应优化	自适应是一种根据环境当前特征动态进行调整的方法,这使得调度结果具有灵活性	文献[37]混合独立 文献[43]多云独立 文献[16]单云 workflow
QoS 约束	对 QoS 指标范围作出限定,将不满足指标范围的分配方案过滤掉,这种方法可以帮助筛选解集	文献[40]混合云 workflow 文献[44]多云 workflow

由于跨云环境具有一些独特且复杂的特征,使得任务调度研究在传统任务调度算法类型的基础上进行了许多环境针对性优化,出现了使得独立任务和科学 workflow 在各类环境下能够有效调度的算法和框架。

虽然任务调度的研究已取得了许多进展,但也存在一些需要重点关注研究的方面。

(1)随着用户计算任务的增加,在跨全球云服务供应商环境中执行用户任务将成为未来重要的发展方向,目前跨云环境任务调度算法研究很不充分,QoS 指标优化较少,特别是超大规模跨云环境下的数据计算密集型任务调度算法研究尚处于初始阶段。

(2)目前云内任务调度研究出现了许多新方法,诸如人工智能相关算法、模糊排序,都是非常前景的方法,但这些方法目前尚未大量应用到跨云任务调度的研究中,未来可作为一个重点研究方向。

参考文献:

- [1] TOOSI A N, CALHEIROS R N, BUYYA R. Interconnected cloud computing environments: challenges, taxonomy, and survey[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2014, 47(1): 7.
- [2] ARUNARANI A R, MANJULA D, SUGUMARAN V. Task scheduling techniques in cloud computing: a literature survey[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 407-415.
- [3] KUMAR M, SHARMA S C, GOEL A, et al. A comprehensive survey for scheduling techniques in cloud computing[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019, 143: 1-33.
- [4] MASDARI M, ZANGAKANI M. Efficient task and workflow scheduling in inter-cloud environments: challenges and opportunities[J]. The Journal of Supercomputing, 2019, 76(1): 499-535.
- [5] 马小晋, 饶国宾, 许华虎. 云计算中任务调度研究的调查[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 1-8.
- [6] 杨戈, 赵鑫, 黄静. 面向云计算的任务调度算法综述[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(3): 11-19.
- [7] LAVANYA M, SHANTHI B, SARAVANAN S. Multi objective task scheduling algorithm based on SLA and processing time suitable for cloud environment[J]. Computer Communications, 2020, 151: 183-195.
- [8] KRISHNAVENI H, PRAKASH V S J. Execution time based sufferage algorithm for static task scheduling in cloud[C]// Advances in Big Data and Cloud Computing, Singapore, 2019: 61-70.
- [9] ZHOU X, ZHANG G, SUN J, et al. Minimizing cost and makespan for workflow scheduling in cloud using fuzzy dominance sort-based HEFT[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 93: 278-289.
- [10] 童钊, 邓小妹, 陈洪剑, 等. 云环境下基于强化学习的多目

- 标任务调度算法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(2): 285-290.
- [11] AL-MAYTAMI B A, FAN P, HUSSAIN A, et al. A task scheduling algorithm with improved makespan based on prediction of tasks computation time algorithm for cloud computing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 916-926.
- [12] PANWAR N, NEGI S, RAUTHAN M S, et al. TOPSIS-PSO inspired non-preemptive tasks scheduling algorithm in cloud environment[J]. Cluster Computing, 2019, 22(4): 1379-1396.
- [13] BEEGOM A A, RAJASREE M S. Integer-PSO: a discrete PSO algorithm for task scheduling in cloud computing systems[J]. Evolutionary Intelligence, 2019, 12(2): 227-239.
- [14] CHEN Z G, ZHAN Z H, LIN Y, et al. Multi objective cloud workflow scheduling: a multiple populations ant colony system approach[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(8): 2912-2926.
- [15] SHISHIDO H Y, ESTRELLA J C, TOLEDO C F M. Genetic-based algorithms applied to a workflow scheduling algorithm with security and deadline constraints in clouds[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 69: 378-394.
- [16] 林涛, 王昊, 李鹏. 基于改进差分进化算法的云计算任务调度策略[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(9): 24-27.
- [17] GOMATHI B, KRISHNASAMY K, BALAJI B S. Epsilon-fuzzy dominance sort-based composite discrete artificial bee colony optimization for multi-objective cloud task scheduling problem[J]. International Journal of Business Intelligence and Data Mining, 2018, 13(1/2/3): 247-266.
- [18] KAUR M, KADAM S A. A novel multi-objective bacterium foraging optimization algorithm(MOBFOA) for multi-objective scheduling[J]. Applied Soft Computing, 2018, 66: 183-195.
- [19] ZHANG M, LI H, LIU L, et al. An adaptive multi-objective evolutionary algorithm for constrained workflow scheduling in Clouds[J]. Distributed and Parallel Databases, 2018, 36(2): 339-368.
- [20] SAGNIKA S, BILGAIYAN S, MISHRA B S P. Workflow scheduling in cloud computing environment using bat algorithm[C]//Proceedings of First International Conference on Smart System, Innovations and Computing, Singapore, 2018: 149-163.
- [21] GABI D, ISMAIL A S, ZAINAL A, et al. Orthogonal Taguchi-based cat algorithm for solving task scheduling problem in cloud computing[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30(6): 1845-1863.
- [22] 黄伟建, 辛风俊, 黄远. 基于混沌猫群算法的云计算多目标任务调度[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6): 55-59.
- [23] ABDULLAHI M, NGADI M A, DISHING S I, et al. An efficient symbiotic organism search algorithm with chaotic optimization strategy for multi-objective task scheduling problems in cloud computing environment[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019, 133: 60-74.
- [24] GHASEMI S, KHEYROLAHI A, SHALTOOKI A A. Workflow scheduling in cloud environment using firefly optimization algorithm[J]. International Journal on Informatics Visualization, 2019, 3(3): 237-242.
- [25] AGARWAL M, SRIVASTAVA G M S. A cuckoo search algorithm-based task scheduling in cloud computing[C]//Advances in Computer and Computational Sciences, 2018: 293-299.
- [26] ALMEZEINI N, HAFEZ A. Task scheduling in cloud computing using lion optimization algorithm[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2017, 8(11).
- [27] 李宏伟. 基于改进飞蛾优化算法的云计算任务调度策略[J]. 太原学院学报(自然科学版), 2020, 38(1): 61-67.
- [28] BANSAL N, SINGH A K. Grey wolf optimized task scheduling algorithm in cloud computing[C]//Frontiers in Intelligent Computing: Theory and Applications, 2020: 137-145.
- [29] CHAUDHARY D, KUMAR B. Linear improved gravitational search algorithm for load scheduling in cloud computing environment[J]. International Journal of Computer Network and Information Security, 2019, 10(4): 38.
- [30] ELSHERBINY S, ELDAYDAMONY E, ALRAHMAWY M, et al. An extended intelligent water drops algorithm for workflow scheduling in cloud computing environment[J]. Egyptian Informatics Journal, 2018, 19(1): 33-55.
- [31] ALLA H B, ALLA S B, TOUHAFI A, et al. A novel task scheduling approach based on dynamic queues and hybrid meta-heuristic algorithms for cloud computing environment[J]. Cluster Computing, 2018, 21(4): 1797-1820.
- [32] ELAZIZ M A, XIONG S, JAYASENA K P N, et al. Task scheduling in cloud computing based on hybrid moth search algorithm and differential evolution[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 169: 39-52.
- [33] ISMAYILOV G, TOPCUOGLU H R. Neural network based multi-objective evolutionary algorithm for dynamic workflow scheduling in cloud computing[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 102: 307-322.
- [34] 何婧媛, 孙乾坤. 布谷鸟粒子群优化算法的多目标任务调度[J]. 信息技术, 2020, 44(5): 37-40.
- [35] Global Inter-Cloud Technology Forum. Use cases and functional requirements for inter-cloud computing[R]. 2010.
- [36] GROZEV N, BUYYA R. Inter-cloud architectures and application brokering: taxonomy and survey[J]. Software: Practice and Experience, 2014, 44(3): 369-390.

- [37] ZUO X Q, ZHANG G X, WEI T. Self-adaptive learning PSO-based deadline constrained task scheduling for hybrid IaaS cloud[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2013, 11(2): 564-573.
- [38] YUAN H T, JING B, WEI T, et al. TTSA: an effective scheduling approach for delay bounded tasks in hybrid clouds[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 47(11): 3658-3668.
- [39] HAITHEM H, HAMZA G, SADOK B. Towards a novel NSGAII-based approach for multi-objectives scientific workflow scheduling on hybrid cloud[C]// *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, 2019: 203-204.
- [40] ZHOU J L, WANG T, CONG P J. Cost and makespan-aware workflow scheduling in hybrid clouds[J]. *Journal of Systems Architecture*, 2019, 100: 101631.
- [41] 许静文. 混合云环境下带截止期约束工作流的利润最大化调度方法[D]. 南京: 东南大学, 2019.
- [42] KANG S, VEERAVALLI B, AUNG K M M. Dynamic scheduling strategy with efficient node availability prediction for handling divisible loads in multi-cloud systems[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2018, 113: 1-16.
- [43] PANDA S K, GUPTA I, JANA P K. Task scheduling algorithms for multi-cloud systems: allocation-aware approach[J]. *Information Systems Frontiers*, 2019, 21: 241-259.
- [44] HU Haiyang, LI Zhongjin, HU Hua, et al. Multi-objective scheduling for scientific workflow in multicloud environment[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2018, 114: 108-122.
- [45] MOHAMMADI S, POURKARIMI L, PEDRAM H. Integer linear programming-based multi-objective scheduling for scientific workflows in multi-cloud environments[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2019, 75: 6683-6709.
- [46] 李如霞. 多云环境中吞吐量和预算约束下的 workflow 调度算法研究[D]. 西安: 西北大学, 2019.
- [47] MOSLEM H, MOHAMMADAMIN F, ALI M. Efficient distribution of requests in federated cloud computing environments utilizing statistical multiplexing[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019(9): 451-460.
- [48] ANASTASI G F, EMANUELE C, MASSIMO C, et al. Qbrokerage: a genetic approach for QoS cloud brokering[C]// *2014 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing*, 2014: 305-311.
- [49] CARLINI E, MASSIMO C, PATRIZIO D, et al. Cloud federations in contrail[C]// *European Conference on Parallel Processing*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011: 159-168.
- [50] PACINI E, LUCAS I, CRISTIAN M, et al. A bio-inspired datacenter selection scheduler for federated clouds and its application to frost prediction[J]. *Journal of Network and Systems Management*, 2019: 1-42.
- [51] DURILLO J, RADU P, JORGE G. Pareto tradeoff scheduling of workflows on federated commercial clouds[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2015, 58: 95-111.
- [52] 陈冬林, 姚梦迪, 吕秋云. 云联盟环境下跨数据中心的资源调度系统构建[J]. *计算机工程与设计*, 2015, 36(2): 546-550.