QoS 感知的云服务优化组合研究*

刘志中[1]，雷冠军[2]，薛 霄[1]，罗军伟[1]
(1. 河南理工大学 计算机科学与技术学院，河南 焦作 454000；2. 永城职业学院 矿业工程系，河南 永城 476600)

摘 要：为了更好地解决服务质量感知的云服务优化组合问题，首先对社会认知算法进行了改进，提出了面向离散型优化问题的模仿学习方法以及基于多次变异的观察学习方法。然后使用改进的社会认知算法对服务质量感知的云服务优化组合问题进行了求解。实验结果表明，改进的社会认知算法具有较强的搜索能力和较快的收敛速度，并且具有较强的推广性，可以用来求解其他离散型优化问题。

关键词：云计算；云服务组合；服务质量；社会认知算法
中图分类号：TP391 **文献标志码**：A **文章编号**：1001-3695(2012)10-3919-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.084

Research on QoS-aware cloud service optimal composition

LIU Zhi-zhong[1], LEI Guan-jun[2], XUE Xiao[1], LUO Jun-wei[1]
(1. *College of Computer Sciences & Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan* 454000, *China*; 2. *Dept. of Mining Engineering, Yongcheng Vocational College, Yongcheng Henan* 476600, *China*)

Abstract: In order to address the problem of QoS-aware cloud services optimal composition, this paper firstly improved the social cognitive optimization, and proposed a kind of imitation learning method for discrete optimization problems and designed a kind of observation learning method. Then, it used the improved SCO algorithm to solve the QoS-aware cloud service optimal composition problem. The experiment results show that improved social cognitive optimal algorithm has strong search ability and fast convergence rate, it also can be used to solve other discrete optimization problems.

Key words: cloud computing; cloud service composition; quality of service(QoS); social cognitive optimization(SCO)

云计算是分布式计算(distributed computing)、并行计算(parallel computing)和网格计算(grid computing)快速发展的成果，已经成为基于 Internet 的超级计算模式。云计算将分布于各种服务器、移动电话、个人电脑和其他设备上的软硬件资源和应用服务集中在一起，进行协同工作[1]。云计算具备处理规模化、管理集中化、功能开放化、存储海量化和客户端轻量化等特点[2,3]。在云计算中，软件和硬件都被抽象化为资源形态并封装成服务，以服务的形式供用户使用。云计算中包含的服务类型有设施即服务(infrastructure as a service, IaaS)、平台即服务(platform as a service, PaaS)、软件即服务(software as a service)[4,5]。

云服务[6,7]主要是指基于云计算的各项网络服务，可以是随着云计算的出现而得以产生的服务，也可以是在云计算出现之前就已经存在，并借助于云计算的推动而得到更进一步发展的服务，如 SaaS。当前学界和业界的多数人认为，每一种云服务并不是孤立的一种技术或产品。云服务客户最真实、完整的需求应该是由多种服务聚合成的端到端的组合服务。

在云计算中，功能单一的云服务往往不能满足用户较为复杂的需求。如大型的商业超市想要通过云计算对客户以往的购买数据进行分析，从而获取用户的购买规律及货物的最优放置方式，就需要租赁存储服务、网络服务、数据处理服务、数据挖掘服务等。针对这种情况，单一的云服务就无法满足这一需求，此时就需要聚合云服务中的多项服务，即云服务组合[8]。

随着云计算计算技术的日益成熟，公有、私有云以及混合云提供了大量具有相同功能和不同服务质量(QoS)的云服务，如何构建出既能满足用户的 QoS 需求又具有最优全局服务质量的组合云服务是云服务应用领域亟待解决的难题。

1 问题描述

云服务组合流程通常由多个任务节点组合而成，每一个任务节点对应一个云服务群。云服务群是指具有相同功能和不同服务质量的一组云服务。设一个串行的云服务组合流程模型包括 m 个任务节点，任务节点 T_i 对应的云服务群 CSG_i 包含 n_i 个云服务，如图 1 所示。其中 S 和 E 分别为组合流程的虚拟起点和虚拟终点。

云服务的 QoS 指标[9]主要包括费用(cost)、反应时间(response time)、可靠性(reliability)、可用性(availability)以及执行成功率(successful rate)等，按照文献[10]中的顺序组合模式下 QoS 聚合方法，可以计算组合云服务的全局 QoS 属性值。设一个组合云服务的全局 QoS 属性值为

收稿日期：2012-03-30；**修回日期**：2012-05-05 **基金项目**：国家自然科学基金面上基金资助项目(61175066)；国家自然科学基金青年基金资助项目(60905041,61202136)；中国博士后科学基金资助项目(20110490396)；河南省高校科技创新人才计划资助项目；河南理工大学校博士基金资助项目

作者简介：刘志中(1981-)，男，河南商水人，讲师，博士，主要研究方向为云计算、进化算法(lzzmff@126.com)；雷冠军(1978-)，男，河南永城人，硕士研究生，主要研究方向为计算机应用；薛霄(1979-)，男，副教授，博士，主要研究方向为复杂系统建模；罗军伟(1982-)，男，河南周口人，讲师，博士研究生，主要研究方向为优化算法.

$$Q^G = (q_1^g, q_2^g, \cdots, q_k^g)$$

用户在进行云服务组合时,通常会根据自己的业务需求提出一定的全局 QoS 约束条件,如:服务的总费用不大于100 $,服务的反应时间不大于 60 h 等。假设用户提出的全局 QoS 约束为 $C = (C_1, C_2, \cdots, C_k)$,用户对这 k 个 QoS 属性的偏好为 $W = (w_1, w_2, \cdots, w_k)$,并且$\sum_{l=1}^{k} w_l = 1$,那么带有全局 QoS 约束的制造云服务最优组合问题的数学模型可以定义为

目标函数:

$$\max f(\mathrm{CCS}_i), f(\mathrm{CCS}_i) = w_1 \times q_1^g + w_2 \times q_2^g + \cdots + w_k \times q_k^g \quad (1)$$

$$\text{全局约束条件: } q_1^g \leqslant C_1, q_2^g \leqslant C_2, \cdots, q_k^g \leqslant C_k \quad (2)$$

其中:CCS_i 为第 i 个云服务组合方案。带有全局 QoS 约束的云服务最优组合就是从每个云服务群中选出一个具体的云服务,使得由这些服务聚合成的组合服务既满足用户 QoS 约束,又具有最优的全局服务质量。该问题是一个 NP-hard 问题,针对这个问题,本文对 SCO 中的学习方法进行了改进,提出了一种新的 SCO 算法,并使用该算法对 QoS 感知的云服务优化组合问题进行求解。

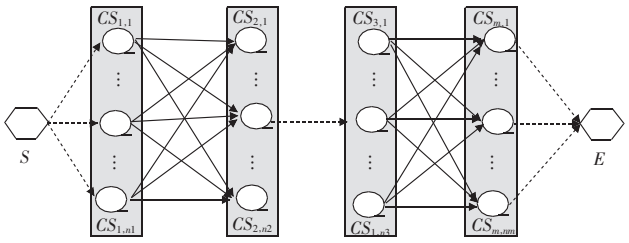

图 1 云服务组合示意图

2 改进的社会认知算法

2.1 社会认知算法

近半个世纪以来,很多学者模拟生物的智慧,研发出多种进化算法,如遗传算法、蚁群算法和粒子群算法等。这些进化算法都是基于昆虫系统的,从整个生物群体来看,人类社会的社会性和智能性要远远优于昆虫社会。人类学习是通过观察、学习别人行为的后果,并将其符号化的过程。班杜拉将这种通过观察和模仿他人的行为而获得的学习称为观察学习,这种观察学习发生在社会之中,所以也叫作社会学习。清华大学的谢晓峰在 2002 年首先提出了社会认知优化(SCO)算法[10,11]。社会认知优化算法的基本概念包括[12]:

a)知识点。由知识空间中位置值、水平值的描述构成的点,通过对知识点的多次更新和选取,最终获得最优解。

b)知识库。用来存储知识点的表。

c)学习代理。学习代理是一个行为个体,通过选取知识库中的知识点实现优化过程。

d)领域搜索。假设有两个知识点 $x_{1,d}$ 和 $x_{2,d}$,对 $x_{2,d}$ 的领域搜索就是以 $x_{1,d}$ 作为参考,选出一个新的知识点 x_d^*:

$$x_d^* = x_{1,d} + 2 \times \mathrm{rand}() \times (x_{2,d} - x_{1,d})$$

其中:d 表示知识点的维数,rand( )是一个在(0,1)的随机值;$x_{1,d}$ 和 $x_{1,d}$ 分别为搜索行为的参考点和中心点。整个优化过程由学习代理来完成。假设库中知识点的个数是 N_{pop},学习代理的个数为 N_c,学习的次数为 T。SCO 算法的具体步骤如下:

a)初始化过程:

(a)在库中随机生成一定数量的知识点(包括生成每个知识点的位置和其水平);

(b)随机地给每个学习代理分配库中的一个知识点,但不允许把一个知识点重复分配给多个学习代理。

b)替代学习过程(对于每个学习代理):

(a)模仿学习:从知识库中随机地选出两个或多个知识点,所选出的知识点都不能与学习代理自身的知识点相同,并根据竞争选择原则,在这几个知识点之间选出一个较好的知识点;

(b)观察学习:将所选择出的知识点与代理自身的知识点的水平对比,将水平较好的那个点定为中心点,将较差的那个点定为参考点,然后学习代理基于领域搜索的原则,移动到一个新的知识点,并且将新的知识点储存在库中。

c)库更新过程:从库中删除 N_c 个具有最差的水平的知识点。

d)重复步骤 b)~d),直到满足停止条件。

2.2 对社会认知算法的改进

a)对模仿学习的改进。在社会认知算法中,模仿学习的实质是解评价值之间的比较,并没有体现学习的本质。本文借鉴协作学习[14]的思想,对模仿学习进行了改进,提出了一种针对离散型优化问题的学习方法:首先从知识库中随机抽取出一定数量的、有别于代理自身的解;然后,将代理自身的解和抽取到的解分成若干段,并对其他解的每一段进行学习,将其学习到的、优于自身相应段的局部解,吸纳过来作为自身的一部分;经过这样的一个学习过程,代理学习了其他解的局部优点,将其他解的局部优点集成到自身上,从而改善自身的构造,从而使代理自身的解成为一个优于其他解的新解。具体的学习过程如图 2 所示。其中,S_1 为代理自身的解,$S_2, \cdots, S_n$ 为随机抽取的解,CLS 为通过学习得到的解。

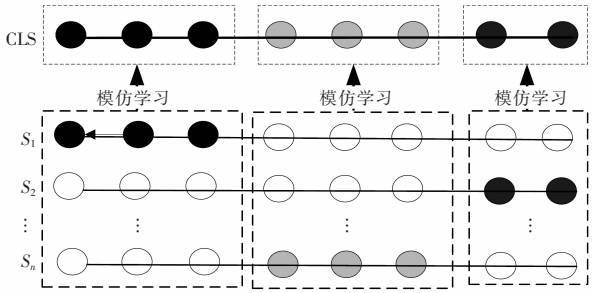

图 2 模仿学习示意图

b)对观察学习的改进。SCO 算法中的观察学习规则是基于领域搜索的,该搜索规则只适用于具有连续解空间的优化问题,而不能用于离散型解空间的优化问题。针对这一问题,本文提出了一种基于变异的观察学习方法,在代理完成模仿学习过程后,对通过模仿学习得到的新解实施基于多次变异的搜索,即每次变异后,选出通过变异得到的解与变异前的解之间的最优者。通过这种操作,能够快速地增加解的多样性,扩大搜索空间,克服算法陷于局部最优的不足。

c)对代理选取方法的改进。在 SCO 算法中,代理自身知识点的选取是静态的,不能与知识的进化保持一致,制约了算法的学习能力。本文采取动态的代理自身知识的选择方法:在每次知识库更新后,随机抽取知识点赋给代理。通过这种操作,使得代理自身的知识随着知识库的进化而进化,能够提高算法整体的学习能力。

3　基于 ISCO 的云服务优化组合描述

在云服务优化组合中,知识点对应于云服务组合方案,位置水平对应于云服务组合方案的评价值。初始时刻,采用随机的方法生成解。基于改进的 SCO 算法的云服务优化组合过程描述如下:

输入:云服务组合图,候选云服务及其 QoS 值,算法的最大迭代次数 N_{max};

输出:最优云服务组合方案。

a)初始化阶段

采用随机的方法生成一定数量的解,求出解的评价值;确定代理的个数,从所生成的解空间中随机地抽取一个解赋给代理;

b)替代学习过程

for(i = 1 to k)//k 为代理的个数

{随机抽取出一定数量、有别于代理的解,执行改进的模仿学习操作;执行基于多次变异的观察学习操作;在代理完成观察学习操作后,将得到的最优解保存到知识库中;}

c)库更新过程

从知识库中删除与代理等数量的较差的解;

d)判断算法是否结束

if(达到结束条件)

{输出最优解;}

else

{迭代次数增加一次并返回 b);}

4　实验结果及比较分析

4.1　实验设计

本文将图 1 所示的云服务组合图作为实验对象,假设该组合路径包括 9 个任务节点,每个任务节点具有 50 个候选服务,云服务的 QoS 属性包括费用、反应时间、可靠性及可用性,这些 QoS 属性值在一定范围内随机生成:$0 \leqslant C \leqslant 100$ \$,$0 < T \leqslant 20$ h,$0.75 < \text{rel} \leqslant 1$,$0.75 < \text{aval} \leqslant 1$,$0.75 < \text{SR} \leqslant 1$;每个 QoS 指标的权重分别为:{0.2,0.15,0.2,0.15,0.3}。改进的 SCO 算法用 C++ 编程语言实现,实验环境是个人电脑,其配置为 Pentium® 4 2.66 GHz 处理器,512 MB 内存,操作系统为 Windows XP。算法的初始参数设置为:$N_{pop} = 100$,$N_c = 30$。在模仿学习中,将解平均分成 3 个子段;在观察学习中,每次对 5 个节点进行变异,对每个解实施 10 次变异操作。

4.2　比较分析

为了验证改进的 SCO(ISCO)算法的求解效果,将 3.2 节中提出的模仿学习方法和精英保留机制引入在求解优化问题表现出色的最大最小蚁群(MMAS)算法,构造了具有学习能力的 MMAS(L-MMAS)算法。实验时,采用 ISCO 算法和 L-MMAS 算法对 4.1 节中设计的实验对象进行求解,采用第 1 章中的式(1)对组合云服务进行评价。两种算法的实验环境相同。实验过程中,随机记录了两种算法搜索到的解及相应的运行时间。实验结果如表 1 所示。

表 1　两种算法搜索到的解及其运行时间

ISCO 搜索到的解及运行时间/s		L-MMAS 搜索到的解及运行时间/s	
2.58	0.094	2.677 92	14.31
2.755	0.187	2.680 35	55
2.864	7.593	2.739 24	173.82
2.885	19.531	2.792 17	412.75
2.821	61	2.832 0	628

由表 1 可以看出,ISCO 算法的搜索能力要优于 L-MMAS 算法,并且 ISCO 算法的搜索速度要比 L-MMAS 算法的搜索速度快得多。从 ISCO 的计算流程可以看出,ISCO 算法计算复杂度较低,涉及的参数较少,并且比较容易实现。因此,本文提出的 ISCO 算法是一种高效的求解离散型优化问题的新型进化算法,能够满足云服务优化组合的效率要求。该算法也可以推广到如资源优化调度等其他应用领域。

5　结束语

本文对首先社会认知(SCO)算法进行了改进,提出了新的模仿学习与观察学习方法,构造了改进的社会认知算法,并用该算法求解 QoS 感知的云服务优化组合问题,模拟实验结果表明,本文提出的云服务优化组合方法具有较高的求解效率。

在后期的工作中,将研究如何应用 ISCO 算法求解具有多路径的云服务组合问题以及如何进一步地提高 ISCO 算法的搜索能力。

参考文献:

[1] LEAVITT N. Is cloud computing really ready for prime time? [J]. Computer,2009,42(1):15-20.

[2] 周红伟,李琦. 基于云计算的空间信息服务系统研究[J]. 计算机应用研究,2011,28(7):2586-2588.

[3] VAQUERO L,RODERO-MARINO L,CACERES J,*et al*. A break in the clouds: towards a cloud definition [J]. SIGCOMM Computer Communication Review,2009,39(1):50-55.

[4] 孙香花. 云计算研究现状与发展趋势[J]. 计算机测量与控制,2011,19(5):998-1001.

[5] 李乔,郑啸. 云计算研究现状综述[J]. 计算机科学,2011,38(4):32-37.

[6] 孙坦,黄国彬. 基于云服务的图书馆建设与服务策略[J]. 图书馆建设,2009(9):1-6.

[7] FERRER A J,HERNANDEZ F,TORDSSON J,*et al*. OPTIMIS: Aholistic appraoch to cloud service provisioning[J]. Future Generation Computer Systems,2012,28(1):66-77.

[8] GUTIERREZ-GARCIA J O,SIM K M. Self-organiziing agents for service composition in cloud computing[C]//Proc of the 2nd International Conference on Cloud Computing Technology and Sciences. Washington DC:IEEE Computer Society,2010:59-66.

[9] WANG Xiao-ying,XUE Yuan-yuan,FAN Li-hua,*et al*. Research on adaptive QoS-aware resource reservation management in cloud service environments[C]//Proc of International Conference on Services Computing Conference. 2011:147-152.

[10] WANG Zhi-jian,LIU Zhi-zhong,ZHOU Xiao-feng,*et al*. An approach for composite Web service selection based on DGQoS[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2011,56(9-12):1-13.

[11] XIE Xiao-feng,ZHANG Wen-jun,YANG Zhi-lian. Social cognitive optimization for nonlinear programming problems[C]//Proc of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2002:779-783.

[12] XIE Xiao-feng,ZHANG Wen-jun. Solving engineering design problems by social cognitive optimization[C]//Lecture Notes in Computer Science,Vol 3102. Berlin:Springer-Verlag,2004:261-262.

[13] 陈彦萍,张建科,孙家泽,等. 一种基于混合智能优化的服务选择模型[J]. 计算机学报,2010,33(11):2116-2125.

[14] DILLENBOURG P. Collaborative learning:cognitive and computational approaches [M]//Advances in Learning and Instruction Series. New York:Elsevier Science,1999:246.