

# 基于文化社会认知算法的云服务优化组合研究

刘志中<sup>1</sup> 王志坚<sup>2</sup> 薛 霄<sup>1</sup> 鲁保云<sup>1</sup>

(河南理工大学计算机科学与技术学院 焦作 454000)<sup>1</sup> (河海大学计算机与信息工程学院 南京 210098)<sup>2</sup>

**摘要** QoS感知的云服务优化组合是云计算领域亟需解决的问题。针对该问题,首先对社会认知算法进行了改进,然后将改进的社会认知算法纳入文化算法的框架之内,构造了新颖的文化社会认知算法,并采用该算法解决 QoS感知的云服务优化组合问题。实验结果表明,文化社会认知算法在求解云服务优化组合问题时具有较强的搜索能力和较快的收敛速度;同时,该算法具有很强的推广性,可以用来求解其他类似的组合优化问题。

**关键词** 云服务,云服务组合,服务质量,文化算法,社会认知算法

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Research on Cloud Service Composition Based on Culture Social Cognitive Optimization Algorithm

LIU Zhi-zhong<sup>1</sup> WANG Zhi-jian<sup>2</sup> XUE Xiao<sup>1</sup> LU Bao-yun<sup>1</sup>

(College of Computer Sciences and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)<sup>1</sup>

(College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)<sup>2</sup>

**Abstract** QoS-aware cloud service composition is an challenge problem in the field of cloud computing. To solve this problem, this paper first improved the social cognitive optimization, and then put the improved SCO algorithm into the framework of Culture Algorithm, constructed a novel algorithm—culture social cognitive optimization(C-SCO), finally, used C-SCO to solve the QoS-aware cloud service composition problem. Experiment results show that C-SCO has stronger searching ability and faster convergence speed when solving cloud service composition problem. At the same time, C-SCO can also be used to solve other combination optimal problem.

**Keywords** Cloud computing, Cloud service composition, Quality of service, Social cognitive optimization, Culture algorithm

## 1 引言

云计算是分布式计算(Distributed Computing)、并行计算(Parallel Computing)和网格计算(Grid Computing)高度发展的成果,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,使其进行协同工作<sup>[1]</sup>。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<sup>[2,3]</sup>。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)和软件即服务(Software as a Service)<sup>[4,5]</sup>。

云服务<sup>[6,7]</sup>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云计算的推动而得到进一步发展的服务,比如 SaaS。当前学术界和行业界的多数人认为:云服务客户最真实完整的需求是一个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业务需求。比如:大型的商业超市想要通过数据挖掘技术对客户的购买数据进行分析,从而获取用户的购买规律、客户变化规律以及货物的最佳摆放方式,通过云计算平台实现这个业务就需要购买数据读取服务、数据传输服务、数据存储服务、数据处理服务、数据挖掘服务以及决策支持服务等。此时,单一的云服务就无法满足这一需求,只有聚合云服务中的多项服务才能完成该业务,也即通过组合已有的云服务得到一个增值的组合云服务来完成这一任务<sup>[8]</sup>。

随着云计算技术的日益成熟,越来越多的企业将已有的 IT 资源和应用系统封装成云服务供用户使用,使得网络上出现了大量功能相同而服务质量(Quality of Service, QoS)相差很大的云服务,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一个 NP 完全问题<sup>[9]</sup>。目前已经有许多学者针对 QoS 感知的 Web 服务组合问题进行了研究,并给出了一些求解方法,这些方法主要包括整数规划法<sup>[10]</sup>、遗传算法<sup>[11]</sup>、蚁群算法<sup>[12]</sup>、粒子群算法等<sup>[13]</sup>。这些方法虽然在一定程度上能够用来求解 QoS 感知的云服务优化组合问题,但还存在一些不足:

收稿日期:2012-07-04 返修日期:2012-10-27 本文受国家自然科学基金面上基金项目(61175066),国家自然科学基金青年基金项目(60905041,61202136),中国博士后科学基金(20110490396),河南省高校科技创新人才资助计划(2011GGJS-056),河南理工大学博士基金资助。

刘志中(1981-),男,博士,讲师,主要研究方向为服务计算、云计算、进化算法,E-mail:lzzmff@126.com。

(1) 整数规划方法在求解规模较小的服务组合问题时效率较高,而当问题的规模较大时,该类方法的算法复杂度呈指数增长,不能满足云服务组合实时性的要求;

(2) 遗传算法在求解问题规模较大的问题时具有较高的求解效率,但该算法随机性较强,收敛速度慢,求解结果不稳定;

(3) 蚁群算法在求解服务最优组合问题时,有较出色的表现,但蚁群算法具有易停滞、易陷入局部最优以及收敛速度慢等缺点;

(4) 基于 PSO 算法的服务组合优化方法具有并行计算、全局寻优的能力,但该算法进化后期的收敛速度慢、搜索精度不高、容易陷入局部最优等。

综上所述, QoS 感知的云服务优化组合仍然是一个开放性课题。针对这一问题,本文首先对社会认知算法 (Social Cognitive Optimization, SCO)<sup>[14,15]</sup> 进行了改进,然后将改进的社会认知算法纳入文化算法 (Culture Algorithm, CA)<sup>[16]</sup> 框架之内,构造了新颖的文化社会认知算法,并利用该算法求解 QoS 感知的云服务优化组合问题,最后通过实验验证了该算法的可行性和有效性。

本文第 2 节描述 QoS 感知的云服务组合问题;第 3 节介绍对 SCO 算法的改进工作以及文化社会认知算法的计算流程;第 4 节详细给出基于文化社会认知算法的云服务优化组合算法描述;第 5 节通过模拟实验验证了本文所提组合方法的可行性和有效性;最后,对本文工作进行总结并指出后续的研究方向。

## 2 问题描述

云服务组合流程由多个任务节点及任务节点间的组合模式构成,常见的组合模式主要有顺序组合结构、循环组合结构、并行组合结构和选择组合结构;由于网络上存在大量的候选服务,使得每一个任务节点都对应一个云服务群;云服务组合流程图如图 1 所示。云服务群是指由具有相同功能和不同 QoS 的云服务组成的服务集合。云服务的 QoS 指标<sup>[17]</sup> 主要包括费用 (Cost)、反应时间 (Response Time)、可靠性 (Reliability)、可用性 (Availability) 以及领域属性 (Domain QoS) 等。文献[18]给出了考虑领域属性的组合 Web 服务 QoS 计算方法,这里不再对组合云服务的 QoS 聚合方法进行研究,而直接采用文献[18]的方法来计算组合云服务的 QoS 属性。

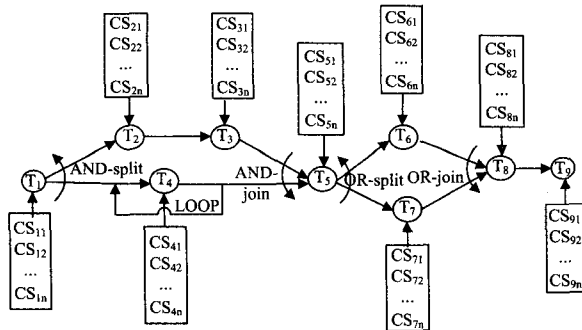


图 1 云服务组合示意图

QoS 感知的云服务优化组合就是从每个云服务群中选择一个具体的云服务,使得由这些云服务聚合成的组合云服务既满足用户 QoS 约束又具有最优的全局服务质量。设一个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,用户提出的全局 QoS 约束条件为  $C=(C_1, C_2, \dots, C_k)$ , QoS 属性的偏好为  $W=(w_1, w_2, \dots, w_k)$ , 并且  $\sum_{l=1}^k w_l=1$ 。权重表示用户对不同 QoS 属性的偏好,不同的用户具有不同的偏好,本文假定已经通过偏好学习方法量化了用户的偏好,这里不再进行深入的讨论。组合云服务的 QoS 属性值为  $Q^i=(q_1^i, q_2^i, \dots, q_k^i)$ , 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如下。

目标函数:

$$\text{Max } f(CCS_i), f(CCS_i)=w_1 * q_1^i + w_2 * q_2^i + \dots + w_k * q_k^i \quad (1)$$

全局约束条件:

$$\begin{cases} q_1^i \leq C_1 \\ q_2^i \leq C_2 \\ \dots \\ q_k^i \leq C_k \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $CCS_i$  为第  $i$  个云服务组合方案。

该问题是一个 NP-Hard 问题,针对这个问题,本文首先对 SCO 算法进行了改进,然后将改进的 SCO 算法纳入文化算法框架之内,构造了新颖的 C-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。下面详细介绍 C-SCO 算法。

## 3 文化社会认知算法 (C-SCO)

### 3.1 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,比如遗传算法、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结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提升自身能力的行为称作观察学习,这种观察学习是发生在社会之中的,所以也称为社会学习,这也是比昆虫系统要智能得多的地方。基于此,清华大学的谢晓峰在 2002 年首先提出了社会认知优化算法 (Social Cognitive Optimization, SCO), 该算法的基本概念主要有<sup>[19]</sup>:

(1) 知识点:由知识空间中位置值、水平值的描述构成;通过对知识点的多次更新和选取,最终可获得最优解。

(2) 知识库:用来存储知识点的表。

(3) 学习代理:学习代理是一个行为个体,用来选取知识库中的知识点参与优化过程。

(4) 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  $x_d^*$ ,  $x_d^* = x_{1,d} + 2 \times \text{Rand}() \times (x_{2,d} - x_{1,d})$ ,  $d$  表示知识点的维数,  $\text{Rand}()$  是一个在  $(0, 1)$  的随机值,  $x_{1,d}$  和  $x_{2,d}$  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:

Step 1 初始化过程:

(1) 在知识库中随机生成一定数量的知识点(包括每个知识点的位置和其水平);

(2) 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。

Step 2 替代学习过程(对于每个学习代理):

(1)模仿学习:从知识库中随机地选出两个或者多个知识点,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;

(2)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相对比,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,移动到新的知识点,并且将新的知识点储存在库中。

Step 3 库更新过程:

从库中删除  $N_c$  个具有最差水平的知识点。

Step 4 重复步骤 2 到步骤 4,直到满足停止条件。

### 3.2 对社会认知算法的改进

1.对模仿学习的改进:在社会认知算法中,模仿学习实质上是解之间的比较,并没有体现人类社会相互学习的本质。本文借鉴协作学习<sup>[20]</sup>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,代理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,吸纳为自身的一部分;经过这样的一个学习过程,代理将其他解最优的部分变成自身的一部分,从而改善自身的构造,通过这样的学习可以使代理身上的解成为一个优于其他解的新解。改进的模仿学习过程如图 2 所示。其中,  $S_1$  为代理自身的解,  $S_2 \dots S_n$  为随机抽取的解,带颜色的点为局部解之间的最优者,  $CLS$  为通过学习得到的新解。

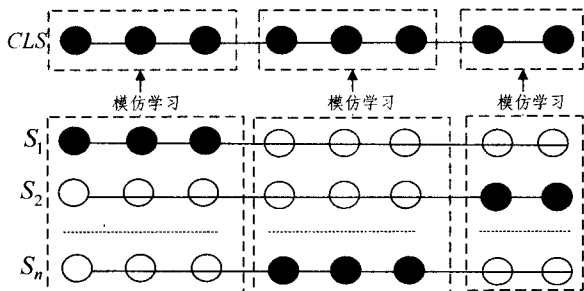


图 2 模仿学习示意图

2.对观察学习的改进:SCO 算法中的观察学习是基于领域搜索的学习规则,该学习方法只适于求解具有连续解空间的优化问题,而不能用于求解离散解空间的优化问题。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之后,对通过模仿学习得到的新解实施基于变异的解搜索,每次变异后,选出通过变异得到的解与代理自身的解之间的最优者。这样使得社会认知算法可以用来求解离散型优化问题,并且能够快速增加解的多样性,扩大搜索空间,避免算法陷入局部最优。这里采用多点变异的方法,即对构成解的点实施变异。

### 3.3 文化社会认知算法

在人类社会中,个体所获得的知识以一种公共认知的形式影响着社会中的其他个体,加速整体进化,帮助个体更加适应环境,从而形成文化。基于此,Reynolds 提出了一种源于文化进化的双层进化模型,称为文化算法(Culture Algorithm, CA)。已有文献证明,在文化加速进化作用下的进化

远优于单纯依靠基因遗传的生物进化<sup>[21]</sup>。基于此,本文将改进的 SCO 算法纳入 CA 框架之内,构造了 C-SCO 优化算法。C-SCO 优化算法的计算框架如图 3 所示。

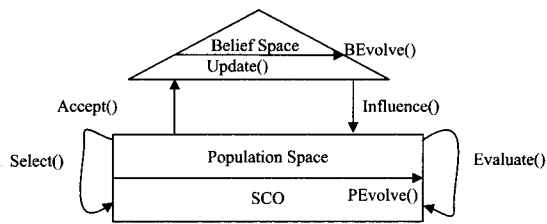


图 3 C-SCO 算法计算框架

C-SCO 算法的计算过程如下:

(a)首先由改进的 SCO 算法生成种群空间,之后应用评价函数来评价种群空间内的个体;

(b)通过接受函数将种群空间内的优秀个体作为知识提取到信仰空间,并用更新函数更新信仰空间里的知识,且对知识执行基于模仿学习的进化操作;

(c)在种群空间内按照 SCO 算法的进化机制进行群体的演化,每演化一次就执行步骤(b)的操作;

(d)当信仰空间里的知识经过  $k$  代的更新后,通过影响函数来指导种群空间的演化;

(e)如此迭代,直至达到算法结束的条件。

下面给出 C-SCO 算法中各函数的定义:

(1)Evaluate(): 计算每个解的评价值,定义  $Evaluate(CWS) = f(CWS)$ ;

(2)Accept(): 从种群空间提取  $\lambda$  个优秀解到信仰空间;

(3)Update(): 用评价价值较好的新解替代评价价值较差的解;

(4)BEvolve(): 指信仰空间内知识的进化;按照模仿学习机制进行进化;

(5)PEvolve(): 指群体空间内的进化;种群空间的群体按照 SCO 的计算过程进行演化;

(6)Influence(): 用信仰空间的知识指导群体空间内个体的演化;具体操作是:用信仰空间的解替换群体空间内较差的解,并将信仰空间的解随机分配给代理。

## 4 基于 C-SCO 的云服务优化组合算法描述

基于 C-SCO 算法的云服务优化组合中,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。基于 C-SCO 算法的云服务优化组合过程可以描述为:

输入:云服务组合图、候选云服务及候选服务的 QoS 值;算法的最大迭代次数  $N_{max}$ ;初始群体的规模  $m$ ;设代理个数为  $m/3$ ,每次提取优秀解的个数  $\lambda$ ,知识更新的代数  $K$

输出:最优云服务组合方案

Step1 初始化阶段

在种群空间内随机生成一定数量的解,并计算这些解的评价值;

Step2 给代理赋予解

从解空间中随机地抽取不同的解赋给每个代理;

Step3 SCO 算法的进化过程

For( $i=1$  to  $k$ ) //  $k$  为代理的个数,对于每个代理执行以下操作

{ 随机抽取一定数量、有别于代理的解,执行改进的模仿学习操作;之后,执行基于变异的观察学习操作;在代理完成观察学习操作后,将得到的解保存到知识库中;}

从知识库中删除与代理等数量的较差的解;

#### Step4 信仰空间的进化过程

从知识库中提取  $k$  个最优解到信仰空间;更新信仰空间内的知识;对信仰空间的知识实施基模仿学习的进化操作;从原有的解和进化后得到的解中,选取  $k$  个优秀解保留在信仰空间中;

#### Step5 信仰空间的知识对群体空间进化的指导

当信仰空间的知识经过  $K$  代的积累后,用信仰空间的解替换解空间内的较差的解;

将信仰空间内的解随机地赋给每个代理;

#### Step6 判断算法是否结束

If(达到结束条件)

{输出信仰空间内的最优解;}

Else

{迭代次数增加一次并返回 Step3;}

## 5 实验结果及比较分析

### 5.1 云服务组合实例

在现实生活中,大型的商业超市根据客户的购买信息,通过数据挖掘技术获取商品的最佳联合摆放方式,分析客户量的变化,预测库存量等。中小型商业超市在构建自己的信息平台时成本较高,并且后期的维护工作也会给商家带来一些经济负担,然而,通过购买相应的云服务来实现这一需求的性价比较高。在该业务中,涉及到的云服务包括数据提取服务、数据传输服务、数据存储服务、数据挖掘服务 1(获取上商品最佳排放方式)、数据挖掘服务 2(获取客户量变化趋势)、商品库存预测服务以及相应的决策支持服务等,该业务流程图如图 4 所示。在实现这项业务时,由于要使用多种云服务,单一的云服务不能完成这一任务,因此必须通过组合已有的云服务,生成一个组合云服务来完成这一业务。

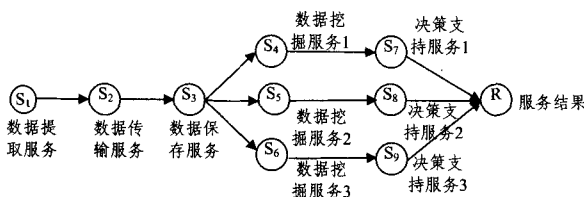


图 4 云服务组合实例

文献[22]给出了将并行组合结构、选择组合结构和循环组合结构转换成顺序组合结构的方法(PP\_AL 算法)。在该实验中,只考虑了顺序组合结构。设该组合服务共有 9 个任务,每个任务具有 50 个候选云服务。云服务的 QoS 属性包括费用、反应时间、可靠性、可用性以及领域属性,这些 QoS 属性值在一定范围内随机生成:  $0 \leq C \leq 100$  \$,  $0 < T \leq 20$  hour,  $0.75 < Rel \leq 1$ ,  $0.75 < Avail \leq 1$ ,  $0.75 < DQoS \leq 1$ ; 每个 QoS 指标的权重分别为: {0.2, 0.15, 0.2, 0.15, 0.3}。实验环境 PC 的具体配置为: Pentium(R)4 2.66GHz 处理器, 512 内存, 操作系统为 WindowsXP2002。

### 5.2 比较分析

为了验证 C-SCO 算法的求解性能,我们同时使用带有精英保留机制的最大最小蚁群算法(MMAS)和改进的 SCO 算法(ISCO)对第 5.1 节中设计的实验对象进行求解。3 种算法都采用 C++ 语言编程实现,3 种算法的实验环境相同。C-SCO 算法的初始参数设置为:初始群体规模  $M=100$ ,代理的个数  $N_c=30$ ,每次提出优秀解的个数  $\lambda=30$ ,知识进化的代数  $K=6$ ;在模仿学习中,将每个解分为 3 段;在观察学习中,每

次对解的 5 个节点进行变异;改进的 SCO 算法中的参数与 C-SCO 中的参数一致;MMAS 算法的参数设置如下:  $\alpha=1$ ,  $\beta=5$ ,  $\rho=0.6$ ,  $\tau_{max}=1$ ,  $\tau_{min}=1/20$ 。

在实验过程中,我们随机记录了 3 种算法搜索到的解及相应的运行时间。3 种算法的搜索能力的比较如图 5 所示,其中,横坐标表示记录的次数,纵坐标表示搜索到的解的评价值;3 种算法的收敛速度的比较如表 1 所列。

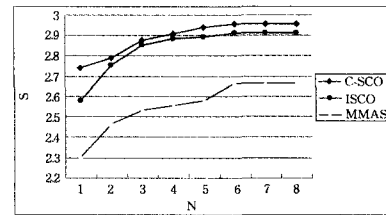


图 5 3种算法搜索能力比较图

表 1 3种算法搜索结果及速度比较

C-SCO		ISCO		MMAS	
解的评价值	运行时间(s)	解的评价值	运行时间(s)	解的评价值	运行时间(s)
2.744	0.047	2.58	0.046	2.302	3.266
2.789	0.125	2.755	0.078	2.465	17.63
2.878	0.238	2.864	0.171	2.531	183.656
2.909	0.89	2.885	1.218	2.582	307.68
2.94	3.069	2.892	2.932	2.667	383.86
2.957	10.296	2.913	12.718		
收敛于 2.957		收敛于 2.913		收敛于 2.667	

由图 5 可以看出,C-SCO 算法的搜索能力强于 ISCO 算法,而 ISCO 算法的搜索能力强于 MMAS 算法。由表 1 可以看出,C-SCO 算法具有较快的收敛速度,ISCO 算法的收敛速度次之,MMAS 算法的收敛速度最慢。从上述比较可以得出 3 种算法的性能关系:C-SCO 算法的性能优于 ISCO 算法,ISCO 算法的性能优于 MMAS 算法。由此可以得出:C-SCO 算法在求解 QoS 感知的云服务优化组合时,具有较强的搜索能力和较快的收敛速度,是一种有效的解决方法。表 1 列出 3 种算法搜索到的解及相应的运行时间(Second)。

理论分析:与 ISCO 算法相比,C-SCO 算法的信仰空间中,对优秀个体执行了模仿学习操作,从而可以基于优秀解产生出更加优秀的个体来提高算法的寻优能力,信仰空间内的个体每次进化后都保留较优的个体,从而使得 C-SCO 算法具有较好的收敛速度。

结束语 为了解决 QoS 感知的云服务优化组合问题,本文首先借鉴协作学习的思想,对社会认知算法的模仿学习和观察学习机制进行了改进,使得社会认知算法具备较为合理的学习机制,并且扩展了社会认知算法的应用范围,使之能够用于求解离散型组合优化问题;然后将改进的社会认知算法纳入文化算法的框架,构造了新颖的文化社会认知算法,并使用该算法求解 QoS 感知的云服务优化组合问题。实验结果表明,本文提出的文化社会认知算法在求解 QoS 感知的云服务优化组合时具有较强的搜索能力和较快的收敛速度;同时,该算法具有一定的推广价值,可以用来求解资源优化调度、供应链构建等集成制造问题。在后期的工作中,我们将研究如何进一步提升 C-SCO 算法的性能,并研究如何使用该算法求解具有多路径的云服务优化组合问题。

(下转第 140 页)

## 参考文献

- [1] Chaum D. Blind signatures for untraceable payments[C]//Proc. Advances in Cryptology-Crypto'82. Santa Barbara, California, USA, Aug. 1982;199-203
- [2] Abe M, Fujisaki E. How to Date Blind Signature [C]// Asia-crypt'96, LNCS 1136. Berlin; Springer-Verlag, 1996;244-251
- [3] Chien H Y, Jan J K, Tseng Y M. RSA-Based Partially Blind Signature with Low Computation [C]// IEEE 8th International Conference on Parallel and Distributed Systems. 2001;385-389
- [4] Wen H A, Lee K C, Hwang S Y, et al. On the traceability on RSA-based partially signature with low computation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 162: 421-425
- [5] Fang De-jian, Wang Na, Liu Cheng-lian. An Enhanced RSA-based Partially Blind Signature [C]// 2010 International Conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering. 2010;565-567
- [6] Chow S S M, Hui L C K, Yiu S M, et al. Two improved partially blind signature schemes from bilinear pairings [C]// Proc. Australasian Conference on Information Security and Privacy-ACISP 2005, LNCS 3574. Brisbane, Australia; Springer-Verlag, 2005: 316-328
- [7] Hu Xiao-ming, Huang Shang-teng. An Efficient ID-based Partially Blind Signature Scheme [C]// Eighth ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel Distributed Computing. IEEE, 2007; 291-296
- [8] 张学军, 王育民. 高效的基于身份的部分盲签名方案 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(11): 211-213
- [9] 荣维坚. 无证书部分盲签名方案 [J]. 漳州师范学院学报: 自然科学版, 2008, 62(4): 44-47
- [10] 崔巍, 辛阳, 胡程瑜, 等. 高效的基于身份的(受限)部分盲签名 [J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(4): 53-57
- [11] Kang Bao-yuan, Han Jin-guang. On the security of blind signature and partially blind signature, Education Technology and Computer (ICETC) [C]// 2010 2nd International Conference. V5, 2010; 206-208
- [12] 闫东升. 一个新的高效的基于身份的部分盲签名方案 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(2): 137-140
- [13] 李明祥, 王涛, 罗新方. 对两种基于双线性对的部分盲签名方案的密码学分析 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(2): 435-438

(上接第 106 页)

## 参考文献

- [1] Leavitt N. Is Cloud Computing Really Ready for Prime Time? [J]. IEEE Computer Society Press, 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策略 [J]. 图书馆建设, 2009, 9: 1-6
- [7] Ferrer A J, Hernandez F, Tordsson J, et al. OPTIMIS: A holistic approach to cloud service provisioning [J]. Future Generation Computer Systems, 2012, 28: 66-77
- [8] Gutierrez-Garcia J O, Sim K-M. Self-Organizing Agents for Service Composition in Cloud Computing [C]// The Proceedings of the International Conference on Cloud Computing Technology and Sciences. 2010; 59-66
- [9] Canfora G, Penta D, Esposito M, et al. A lightweight approach for QoS-aware service composition [C]// Proc. 2nd International Conference on Service oriented Computing (ICSOC, 04). New York, USA, 2004; 36-47
- [10] Zeng L, Benatallah B, Ngu A H H, et al. QoS-Aware Middleware for Web Services Composition [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2004, 30(5): 311-327
- [11] 刘书雷, 刘云翔, 张帆. 一种服务聚合中 QoS 全局最优服务动态选择算法 [J]. 软件学报, 2007, 18(3): 646-656
- [12] Fang Qi-qing, Peng Xiao-ming, Liu Qing-hua, et al. A Global QoS Optimizing Web Services Selection Algorithm based on MOACO for Dynamic Web Service Composition [J]. International Forum on Information Technology and Application, 2009, 1: 37-42
- [13] 孙学胜, 曹玖新, 刘波, 等. 基于多目标粒子群优化的服务选择算法 [J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2009, 39(4): 684-689
- [14] Xie X F, Zhang W J. Solving engineering design problems by social cognitive optimization [C]// Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. 2004; 26
- [15] Xie X F, Zhang W J, Yang Z L. Social cognitive optimization for nonlinear programming problems [C]// Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing, China, 2002; 779-783
- [16] Reynolds R G. An introduction to cultural algorithms [C]// Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming. 1994; 131-139
- [17] Wang Xiao-ying, Xue Yuan-yuan, Fan Li-hua, et al. Research on Adaptive QoS-Aware Resource Reservation Management in Cloud Service Environments [C]// The Proceedings of the International Conference on Services Computing Conference (AP-SCC). IEEE Asia-Pacific, 2011; 147-152
- [18] 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: 1-13
- [19] 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
- [20] Dillenbourg P. Collaborative Learning: Cognitive and Computational Approaches. Advances in Learning and Instruction Series [M]. New York, NY: Elsevier Science, Inc, 1999
- [21] Peng B. Knowledge and population swarms in cultural algorithms for dynamic environments [D]. USA Wayne State University, 2005
- [22] 张佩云. 基于语义的 Web 服务组合研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2008