

# 基于离散量子粒子群的信任增值服务 workflow 选择方法

黄德才 陈姜倩

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

**摘要** 随着面向服务计算技术的发展,用户提出的任务趋于复杂化,如何高效地把现存的各种组件服务整合起来形成新的满足复杂任务需求的增值服务即组合服务,已成为研究的热点。针对这种增值服务的 service 选择问题,设计了一种信任增值离散量子粒子群算法。该算法与传统的面向 QoS 全局最优的 service 选择算法的区别在于,前者不仅考虑了服务的信任问题,有效地解决了 service workflow 中的恶意欺骗问题,同时还结合 workflow 的特点,将量子粒子群算法离散化,根据 service 选择应用场景重新定义了量子粒子群算法中各种位置的计算方法和其中权重系数的自动调整。仿真实验结果表明,该离散量子粒子群算法不仅降低了 service 选择的时间,且能得到更优的适应度值,同时还考虑了信任问题,提高了 service 选择的成功率。

**关键词** 组合服务, service 选择, 量子粒子群算法, 离散量子粒子群算法, 信任增值

**中国法分类号** TP391 **文献标识码** A

## Trust Value-added Service Selection Algorithm of Workflow Based on Discrete Quantum Particle Swarm Optimization

HUANG De-cai CHEN Jiang-qian

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** With the development of service-oriented computing, the users' tasks become more and more complicated. Thus, how to integrate all existing component services effectively to form a new value-added services, as same as composite service, which can content complex tasks has become a top research. Based on these service selection problems of valued-added services, this paper designs a discrete quantum particle swarm algorithm for enhancing trust. Comparing with traditional service selection algorithm, which is QoS-oriented for global optimization, this algorithm consider the issue of trust services which can solve the issue of trust in service workflow. At the same time, this algorithm disperses quantum particle swarm with the features of workflow. It redefines the computed methods of various locations and the auto-regulation of weight coefficient in quantum particle swarm algorithm according to the scenarios of service selection. Compared with other similar research work, the time of service selection is reduced and a better fitness value can be got by this method. Simultaneously, the success rate of service selection is raised because of considering the issue of trust.

**Keywords** Composite service, Service selection, Quantum particle swarm, Discrete quantum particle swarm optimization, Trust value-added

## 1 引言

面向服务计算(SOC)的提出和面向服务架构(SOA)实现其逻辑架构的发展,为当前分布式计算提供了新的发展方向<sup>[1]</sup>。随着技术的发展,用户的需求也变得更加复杂,继承单一服务所提供的功能以形成新的、满足复杂需求的服务组合技术已经成为构造 Internet 新应用的重要方式。又由于服务资源自身特有的性质,如资源多样性、分属于不同且自治的区域;同时缺少专业的第三方认证实体对服务资源相关属性提供担保,在服务的执行过程中不可见且可以被提供者更改。以上种种原因导致服务的不可控性和不确定性<sup>[2,3]</sup>。由于网络条件的发展,可供用户使用的服务资源不断增多,一个用户

需求会出现大量功能相似的待选服务。而一个组合服务拥有多个抽象服务,每个服务必须从大量功能相似的候选服务中选取适当的具体的服务,最后按照组合服务的流程组合成特定功能的组合服务,这样往往形成海量的组合方案。由于 service workflow 具有事务性,因此只有当 service workflow 中的具体服务全部执行成功时,service workflow 才被执行成功。因此,在 service 协同场景下应用的整体可信问题,即信任增强 service 组合问题已经成为制约 service 组合技术发展的关键问题。如何从海量组合方案中选取在保证信任增强的同时兼顾其 QoS 属性要求的组合方案是待解决的技术之一。

当前 service workflow 中 service 选择过程中,需要满足的条件基本基于 QoS 属性计算。当用户提交自己的任务的同时,也会

黄德才(1958—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为网格计算、人工智能、图像处理、数据挖掘;陈姜倩 硕士生,主要研究方向为服务计算。

提出 QoS 全局约束要求,属性计算方法可以很好地满足这种约束要求,因此在满足用户提出的 QoS 全局约束的前提下,如何选择组合方案是服务选择的关键问题。如文献[4]在给出组件服务和组合服务 QoS 模型的基础上,利用局部和全局优化两种方法进行服务选择,并且将该优化问题转化为整数规划问题。但是整数规划要求目标函数和约束条件是线性的,所以扩展性比较差,会限制此类方法的实用性。文献[5]采用关系矩阵编码,提出了一种新的遗传算法用于服务选择,克服了穷尽计算方法在获得用户期望的全局限制及寻优组合方案扩展性差、计策量同相对大的弊端。因为在一般情况下,对服务请求者来说只需找出一个满足条件的组合服务,并非是全局最优服务,因此解决此类问题,进化算法更加适合。文献[6]将 Web 服务选择全局最优问题转化为一个带约束的多目标组合优化问题,利用多目标粒子群算法的智能优化原理,通过优化多个 QoS 参数,产生一组满足约束条件的 Pareto 最优解。而服务选择是一个离散的问题,用连续的求解方法缺乏一定的科学性。文献[7]则将传统的粒子群算法离散化,重新定义 PSO 算法的速度和位置的更新公式,并设计均衡变异概率函数,该算法在降低选择算法的同时提高了服务选择的质量。上述基于 QoS 的服务选择算法中 QoS 由一些非功能属性组成,如价格、服务响应时间、服务的信誉和可用性。本文将信任纳入服务选择的依据,同时兼顾 QoS 属性要求,提出基于信任增值的服务工作流选择算法,该算法所采用的算法依据是量子粒子群算法。

量子粒子群算法<sup>[8]</sup>(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)是 2003 年,Jun Sun 等在分析 PSO 算法的基础上,将量子的行为引入到传统的粒子群算法中,这样可以更加符合社会智能群体的进化模型,形成功能更加强大的群体智能优化算法,来解决服务 workflows 的组合优化问题。而服务 workflows 的组合优化问题是一个离散的问题,用一个离散的模型来解决该问题显得更加合理。本文提出了一种离散的量子粒子群算法(Discrete Quantum Particle Swarm Optimization)用于解决基于信任的 QoS 全局最优服务选择问题。该算法将用于求解连续问题的 QPSO 算法根据服务选择这一具体的应用场景离散化,同时自适应地调整  $P$  位置的更新因子,增加搜索空间的多样性。实验表明,与文献[8]提出的离散粒子群算法(Discrete Particle Swarm Optimization)成果相比,该算法在相同的问题规模下具有更短的执行时间和更优的求解质量;且对信任参数更加敏感,在信任因素权重较小的情况下,能更加有效地提高服务选择的成功率。

## 2 基于信任的 QoS 全局最优的服务选择问题描述

### 2.1 信任计算

服务资源信任度的评估模型和计算方法采用作者在文献[9]中提出的基于集对分析的信任评估模型。该模型将信任分为两部分来计算,分别用集对分析中联系数的概念来表示直接信任和间接信任(推荐信任)。

直接信任的计算结合交互实体间的直接反馈信息和服务实体所达到的服务能力,得到的直接信任度为:

$$\mu_{ij}^d = a_{ij}^d + b_{ij}^d i + c_{ij}^d j \quad (1)$$

具体计算过程及其含义参照文献[9]。

间接信任(推荐信任)是当两个实体的直接交互不频繁或者没有交互的情况下,可以通过询问相邻实体,采用推荐信任机制来获取某一实体的更多的信任。当实体  $P_k$  推荐节点  $P_j$  给实体  $P_i$  服务,实体  $P_i$  与实体  $P_k$  的直接信任函数为  $\mu_{ik}^d = a_{ik}^d + b_{ik}^d i + c_{ik}^d j$ ,实体  $P_k$  与实体  $P_j$  的直接信任函数为  $\mu_{kj}^d = a_{kj}^d + b_{kj}^d i + c_{kj}^d j$ ,从而实体  $P_i$  与实体  $P_j$  的间接信任函数为  $\mu_{ij}^i = \mu_{ik}^d \cdot \mu_{kj}^d$ ,得出:

$$\begin{aligned} \mu_{ij}^{i,k} &= a_{ik}^d a_{kj}^d + (a_{ik}^d b_{kj}^d + a_{kj}^d b_{ik}^d + b_{ik}^d b_{kj}^d + b_{ik}^d c_{kj}^d + b_{kj}^d c_{ik}^d) i + \\ &\quad (a_{ik}^d c_{kj}^d + a_{kj}^d c_{ik}^d + c_{ik}^d c_{kj}^d) j \\ &= a_{ij}^{i,k} + b_{ij}^{i,k} i + c_{ij}^{i,k} j \end{aligned}$$

结合所有对该实体的推荐信任,得出该节点的间接信任函数:

$$\begin{aligned} \mu_{ij}^{id} &= \omega_1 \mu_{ij}^{i,1} + \omega_2 \mu_{ij}^{i,2} + \dots + \omega_n \mu_{ij}^{i,n} \\ &= a_{ij}^{id} + b_{ij}^{id} i + c_{ij}^{id} j \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $\omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  反映实体  $P_i$  的推荐地位,且  $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ ,  $\omega_i \geq 0$ 。节点在向其它节点提供推荐时也存在欺骗的行为,设置推荐节点的权重是解决方法之一,对于诚实的、推荐地位高的推荐节点可以设置较高的权重。

综合信任:将带权的直接信任函数和带权的间接信任函数组合为一个新的基本可信度函数,记作:

$$\begin{aligned} \mu_{ij} &= \varepsilon_1 \mu_{ij}^d + \varepsilon_2 \mu_{ij}^{id} \\ &= \varepsilon_1 (a_{ij}^d + b_{ij}^d i + c_{ij}^d j) + \varepsilon_2 (a_{ij}^{id} + b_{ij}^{id} i + c_{ij}^{id} j) \\ &= a_{ij} + b_{ij} i + c_{ij} j \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $a_{ij} = \varepsilon_1 a_{ij}^d + \varepsilon_2 a_{ij}^{id}$ ,  $b_{ij} = \varepsilon_1 b_{ij}^d + \varepsilon_2 b_{ij}^{id}$ ,  $c_{ij} = \varepsilon_1 c_{ij}^d + \varepsilon_2 c_{ij}^{id}$ 。

得到实体间信任的信任函数,可以将一个带有不确定性的联系数转化为相对确定的可能势。可能势分为上述 3 种:相对确定可能势  $P(\mu)$ ;相对乐观可能势  $P_o(\mu)$ ;相对悲观可能势  $P_p(\mu)$ 。具体计算方法参考文献[9],在此不再赘述。

### 2.2 QoS 属性定义

服务质量(Quality of Service, QoS)作为服务选择中的重要考虑因素定义为一些非功能属性的集合,反映了用户对某些方面的质量需求。一般的属性包括服务价格、可用性、响应时间、用户满意度等等,没有考虑到服务资源的真实性和可信度,本文描述的服务选择算法在采用 QoS 一些非功能属性外,结合了服务资源的信任度,其信任度的计算方式采用 2.1 节的描述。本文考虑了 3 种 QoS 属性,分别是资源的价格(Price)、响应时间(Response Time)和信任度(Trust)。

### 2.3 服务工作流路径级的 QoS 属性计算

服务工作流的功能通常拆分成多个子功能,本文称这些子功能为抽象的服务,它们是组成服务工作流的基本功能单位,具有具体的功能描述信息,但是不代表具体的服务。因为用户提出的要求基本针对的是整个服务工作流的属性要求,所以必须根据服务工作流组合路径和抽象任务之间的逻辑关系把每个抽象服务的属性值整合为整个服务工作流的属性要求。一般将组合服务流程分解成 4 种基本结构<sup>[11]</sup>:顺序关系(sequence)、选择关系(switch)、循环关系(while)和并行关系(flow)。4 种结构的 QoS 属性值计算规则见表 1。

表1 基本结构的 QoS 计算方法

结构	Trust	Price	Response Time
顺序	$\prod_{i=1}^n T_{wsi}$	$\sum_{i=1}^n P_{wsi}$	$\sum_{i=1}^n R_{wsi}$
循环	$T_{wsi}^k$	$kP_{wsi}$	$kR_{wsi}$
并行	$\prod_{i=1}^n T_{usi}$	$\sum_{i=1}^n P_{usi}$	$max\{R_{usi}\}$
选择	$T_{usi}$	$P_{usi}$	$R_{usi}$

2.4 基于信任的 QoS 全局服务选择适应度函数

本节结合上两节的计算方案,给出完整的基于信任的 QoS 计算模型——服务选择适应度函数。因为一组服务 workflow 有多个 QoS 指标,每个指标的单位不完全相同,且每个指标的性质也不相同,有些是负指标,如价格、响应时间,有些是正指标,如信任度,所以在计算每个质量属性之前,需要对每个 QoS 属性的数据进行归一化。采用文献[10]的方法,式(1)来处理负属性指标,式(2)来处理正属性指标。

$$v_i = \begin{cases} 1, & \text{if } q_{max} - q_{min} = 0 \\ \frac{q_{max} - q_i}{q_{max} - q_{min}}, & \text{if } q_{max} - q_{min} \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$v_i = \begin{cases} 1, & \text{if } q_{max} - q_{min} = 0 \\ \frac{q_i - q_{min}}{q_{max} - q_{min}}, & \text{if } q_{max} - q_{min} \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $q_{max}$  和  $q_{min}$  分别表示该 QoS 属性在该组具体服务中数据的最大值和最小值,  $q_i$  和  $v_i$  分别表示某个具体服务该 QoS 属性归一化前和归一化后的值。

服务选择的具体任务就是为服务 workflow 中的每个抽象服务从与其相对应的具体的候选服务队列中选取合适的具体服务,使得形成的服务 workflow 的 QoS 各个属性值到达用户的要求。而这个组合方案往往是海量的组合方法,不仅要选择在范围之内的组合方案,还要在约束前提下,使得全局最优,这才体现了组合优化的研究意义。为了体现一个全局最优的概念,把这个抽象的概念形式化,根据多属性加权求和的方法对组合进行综合质量评价,根据式(4)、式(5)把各个 QoS 进行归一化处理,得出的适应度函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^3 w_i Q_i \quad (6)$$

式中,  $w_i \in (0, 1)$  表示用户对相应的 QoS 属性参数的关注程度,且  $\sum_{i=1}^3 w_i = 1$ 。信任度在顺序和并行的时候做的是乘运算,且归一化之后,每个抽象服务的信任度值都小于 1,当流程越复杂,价格和响应时间属性值所做的是相加操作,值越变越大,而信任度则越变越小,显而易见,信任度属性将不再起作用。为了避免这种情况的发生,对适应度函数做相应的修改,定义如下:

$$f(x) = w_1 Q_T * n + w_2 Q_P + w_3 Q_R \quad (7)$$

式中,  $Q_T$  代表  $n$  个抽象服务选择具体服务后所对应的最小信任度值,  $Q_P$  代表价格属性的综合值,  $Q_R$  表示响应时间属性的综合值。  $\sum_{i=1}^3 w_i = 1$ 。

定义了适应度函数后,就把选择最优服务组合的问题转化为带约束条件的函数最值问题,该问题是被证明了的 NP 完全问题。量子粒子群算法作为一种更加符合社会智能群体的优化算法,具有并行计算、群体寻优、过程简单的特点,只需要定义其优化目标函数即适应度函数和约束条件。服务 workflow 的适应度函数和约束条件如下:

$$\begin{cases} \text{Max}(f(x)) \\ Q_i \geq Q_i^T \text{ (or } Q_i \leq Q_i^T) \end{cases} \quad (8)$$

3 基于离散量子粒子群的信任增值服务工作流选择方法

3.1 量子粒子群算法

在传统的 PSO 算法中,根据粒子的速度向量( $V_i$ )和位置向量( $X_i$ )来决定粒子的轨道;而在量子力学中,轨道是无意义的,因为量子是微观粒子,微观粒子的运动不同于宏观物体,不服从确定性的规律,属于概率论,所以不能根据不确定性的规律来确定  $V_i$  和  $X_i$ 。文献[8]以 DELTA 势阱为基础,假设粒子具有量子的行为,根据量子波函数的特征,把传统的 PSO 转化为量子粒子群算法。由此推出量子的粒子群算法(QPSO)描述如下:

$$m_{best} = [m_1(t), m_2(t), \dots, m_d(t)] \\ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{id}(t)] \quad (9)$$

$$P = \frac{(\phi_1 * P_i + \phi_2 * P_g)}{(\phi_1 + \phi_2)} \quad (10)$$

$$X_i(t+1) = P \pm \beta |m_{best} - X_i(t)| * \ln(1/u) \quad (11)$$

式中,  $\phi_1$ 、 $\phi_2$  是在  $[0, 1]$  之间产生的随机数,  $m_{best}$  称为平均最优位置,  $\beta$  是创造力系数,  $X_i(t)$  为粒子  $i$  在  $t$  次迭代过程中的相关位置信息,  $N$  是群体中所含粒子的数目,  $u$  是  $[0, 1]$  之间的随机数,  $p_i(t)$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  个粒子的当前最佳位置,  $p_g(t)$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  个粒子的全局最佳位置。在每次迭代过程中,式(10)中加、减算法是由  $(0, 1)$  之间随机产生的随机数的大小决定的,当产生的随机数大于 0.5 时,取减号,其他情况取加号。

上述的量子粒子群算法在解决约束条件的数值优化问题时取值得到了很好的效果,但是基于信任的服务组合问题是一个离散的问题,在解决离散问题时需要根据具体问题重新定义算法的参数与运算操作。

3.2 离散量子粒子群算法

设  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$  为粒子  $i$  在  $d$  维离散空间中的位置,  $x_{in}$  是粒子  $i$  第  $n$  维的值,  $1 \leq x_{in} \leq K$  且为整数。  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$  表示当前迭代次数粒子  $i$  的最优位置,  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$  表示当前迭代次数时粒子群的最优位置。  $F$  表示粒子适应度函数,则  $F(X_i)$  为粒子  $i$  在位置  $X_i$  的适应度值。

定义 1( $P_i \oplus P_j$ ) 表示离散空间位置  $P_i$  与  $P_j$  的融合,若对应维度的值相同,则取该维度的值,否则,该维度的值采取随机选取。如:  $(3, 2, 1, 5, 7, 9) \oplus (3, 4, 4, 5, 7, 8) = (3, ?, ?, 5, 7, ?)$ 。

定义 2( $\phi_1 P_i \oplus \phi_2 P_j$ ) 带有系数的离散空间位置的融合,系数表示融合得到的离散位置保持某个粒子的最优位置或是全局最优位置的程度。如

$$0.2(3, 2, 1, 5, 7, 9) \oplus 0.8(3, 4, 4, 5, 7, 8) = (3, ?, ?, 5, 7, ?)$$

其中第一维以 0.2 的概率为 3,以 0.8 的概率为 3,所以最终第一维为 3。第二维以 0.2 的概率为 2,以 0.8 的概率为 4,选取的策略是,产生一个 0 至 1 的随机数  $w$ ,当  $w > 0.2$  时,取 4,否则取 2。

定义 3( $m_{best} \odot X_i$ ) 中值最优位置与粒子  $i$  离散空间位置之差,若对应维度的值相同则取 1,反之取 0。如  $(3, 2, 1, 5, 7, 9) \odot (3, 4, 4, 5, 7, 8) = (1, 0, 0, 1, 1, 0)$ 。

**定义 4** ( $P \otimes \beta(m_{best} \odot X_i) \ln(1/u)$ ) 表示在离散空间中粒子在  $P$  位置按概率  $\beta$  以速度  $(m_{best} \odot X_i)$  前行。 $(m_{best} \odot X_i)$  记作  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ , 取值见定义 3。 $\beta$  称为收缩扩张系数, 它的取值可以固定不变, 也可以按照一定的方式动态变化, 此时实验按照一般的取值方法:  $\beta = 0.5 + (1 - 0.5) \cdot \frac{MaxTimes - t}{MaxTimes}$ 。运算规则如下, 位置  $P$  中的  $P_j$  位对于  $V_i$  的对应位  $v_{ij}$  是 1 时, 结果保持  $P_j$  原值; 当对应位是 0 时, 产生 0 到 1 的随机数  $k$ , 当  $k \geq \beta$  时, 查看随机数  $u$  的值, 当  $u \leq 0.5$  时, 结果为  $(P_j + 10 * k) \bmod(n)$ , 当  $u > 0.5$  时, 结果为  $|P_j - 10 * k| \bmod(n)$  ( $n$  为位置  $P_j$  的取值范围); 当  $k < \beta$  时, 结果保持  $P_j$  不变。如

$$(3, 2, 1, 5, 7, 9) \otimes (1, 0, 0, 1, 1, 0) = (3, ?, ?, 5, 7, ?)$$

其中? 位置按照上描述方法更新。

最后得出离散量子粒子群算法的位置更新公式, 如下所示:

$$\begin{aligned} m_{best} &= [m_1(t), m_2(t), \dots, m_d(t)] \\ &= P_1 \oplus P_2 \oplus \dots \oplus P_N \\ &= [p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1d}] \oplus [p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2d}] \oplus \dots \oplus \\ &\quad [p_{N1}, p_{N2}, \dots, p_{Nd}] \end{aligned} \quad (12)$$

$$P = \phi_1 P_i \oplus \phi_2 P_j \quad (13)$$

$$X_i(t+1) = P \otimes \beta |m_{best} \odot X_i(t)| * \ln(1/u) \quad (14)$$

位置  $P$  的选取对于整个算法的影响是十分重要的, 而位置  $P$  的选取决定于权重系数  $\phi_1, \phi_2$ 。如果位置  $P$  选取得不好, 会极大地影响粒子的下一步迭代的位置。在本算法中, 两个权重系数不是固定不变的, 是根据粒子当前的最佳位置和全局最佳位置动态调整的, 计算公式如下:

$$\phi_1 = \frac{F(P_i)}{F(P_i) + F(P_g)} \quad (15)$$

$$\phi_2 = \frac{F(P_g)}{F(P_i) + F(P_g)} \quad (16)$$

### 3.3 基于 DQPSO 的服务选择方法

3.2 节所描述的量子粒子群算法的离散方法针对服务选择这个特定问题, 所以将算法应用到 workflow 中的服务需要选择服务算法的初始条件。在开始的时候首先按照 workflow 的流程给每个抽象服务进行标号, 同时给每个抽象服务的候选服务, 也就是具体服务进行标号, 假如 1 号抽象服务有 100 个候选服务, 则从 1 开始标号, 标到 100 号。这样当每个抽象服务都绑定了具体服务之后, 组合方案就可以用一个一维的数组来表示。假如 workflow 由 10 个抽象服务组成, 每个抽象服务有 100 个候选服务, 则 (1, 23, 45, 33, 23, 4, 12, 7, 4, 90, 67) 可表示该服务工作的一个组合方案。为了与 3.2 节描述的算法相对应, 这个一维数组的表示的组合方案就映射为粒子  $i$  的位置  $X_i$ 。粒子的位置也即抽象服务选择的候选服务的编号, 可以根据编号寻找该具体服务的具体 QoS 属性值和信任值, 则可以根据 2.4 节中所讲述的方法计算该 workflow 的适应度函数的值。经过上述描述, 可以把服务选择的过程映射为 DQPSO 的算法过程。

#### 算法 1 基于 DQPSO 的服务 workflow 选择算法

**准备工作:** 定义等待服务选择的服务 workflow, 并对抽象服务排序编号; 发现每个抽象服务的候选服务集合, 对候选服务排序编号, 并且记录每个候选服务的 QoS 属性和信任值。

**步骤 1** 定义粒子种群的数量为  $M$ , 初始化每个粒子的

初始位置向量  $X$ , 检查这些位置向量是否满足适应度函数的约束条件, 满足后计算适应度值。

**步骤 2** 初始化每个粒子的个体最优位置 (最初的时候应该等于粒子的初始位置)。

**步骤 3** 初始化粒子的全局最优位置 (根据步骤 1 计算出的适应度值进行排序, 哪个粒子的适应度值最高, 该粒子的位置向量就是全局最优位置)。

**步骤 4** 根据每个粒子的个体最优位置计算平均最佳位置  $m_{best}$ 。

**步骤 5** 计算权重系数  $\phi_1, \phi_2$ , 从而根据权重系数计算得到位置  $P$ 。

**步骤 6** 计算创造力系数  $\beta$ , 生成随机数  $u$ , 最后得到每个粒子新一次迭代的位置向量。计算新的位置向量是否满足约束条件, 不满足则保留粒子原来的位置。

**步骤 7** 计算每个粒子的适应度值, 更新粒子的个体最优位置和全局最优位置。

**步骤 8** 检查是否达到设定的最大迭代次数, 如果达到则执行步骤 10, 否则执行步骤 9。

**步骤 9** 迭代次数加 1, 执行步骤 4。

**步骤 10** 迭代结束, 输出全局最优位置的适应度值和组合方案。

## 4 仿真结果及分析

### 4.1 实验设置

为了评估本文提出的基于信任的离散量子粒子群算法的合理性和有效性, 分别从 workflow 执行的成功率、适应度值和执行时间 3 方面进行了仿真实验, 并且与文献 [8] 提出的算法进行了比较。为了比较具有公平性, 硬件条件和问题规模及参数设置都采取一致的情况, 具体设置如下所述: 开发语言为 JAVA, 开发平台为 Eclipse, 运行处理器同为 Intel(R) Core(TM)2 T5870, 2.00GHz, 内存为 2.00GB。实验设置的迭代次数为 50, 候选服务的 QoS 属性值在一定范围内随机产生。

### 4.2 实验方法及结果分析

**实验一** 考察基于信任的离散量子粒子群算法对于服务 workflow 执行成功率的有效性。本次实验采用的服务 workflow 中包括 20 个抽象服务, 每个抽象服务对应 100 个候选服务, 在每组的候选服务中有 10% 的恶意资源也就是信任度很低的服务。然后仿真随着式 (7) 中信任属性的权重的增加, 服务 workflow 执行成功的概率 (每改变一次信任属性的权重, 进行 500 次实验, 服务 workflow 执行成功的概率就是 500 次中执行成功的次数所占的比例) 如图 1 所示。

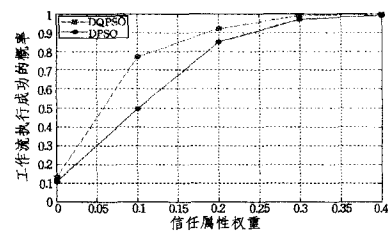


图 1 workflow 执行成功的概率

从图 1 可以看出, 基于离散量子粒子群算法比离散粒子群算法对于信任属性的权重更加敏感, 在信任属性权重的值

(下转第 282 页)

建模[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2007,35(1):54-57

- [2] 严建峰,李伟华,刘明. 多 Agent 系统任务分配的研究[J]. 计算工程,2009,35(11):221-225
- [3] 丁芝琴,刘永,王凯. 多 Agent 系统中基于招投标的任务分配优化[J]. 计算机应用,2010,30(7):1906-1908
- [4] Luo He, Hu Xiaojian, Hu Xiao-xuan. Multi Agent Negotiation Model for Distributed Task Allocation[C]// Chengdu: Proceedings of IEEE International Conference on Information Management and Engineering. 2010:54-57

- [5] 赵新宇,林作铨. 合同网协议中的 Agent 可信度模型[J]. 计算机科学,2006,33(6):150-153
- [6] 万武南,张蕾. 基于任务熟人集的合同网模型的改进[J]. 计算机应用,2003,23(3):3-5
- [7] Liu Ning, Gao Fei-yan. Research on the Negotiation Strategy of Multi-agent Based on Extended Contract Net[C]// Proceedings of International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications. 2009:11-18

(上接第 248 页)

改变很小的情况下,能保证较高的执行成功率。实验还可以看出,当候选服务存在 10% 的恶意资源的时候,如果没有考虑资源的信任条件,服务 workflow 执行成功的概率会很不理想,因为当服务 workflow 中每个抽象服务所对应的具体服务被执行成功了才能保证整个 workflow 的成功执行。所以在服务 workflow 中考虑候选服务的信任是至关重要的。

实验二 不同规模的服务 workflow 下,适应度值和执行时间的比较。粒子群算法是一个进化优化算法,在比较合理的时间内求出目标函数比较优化的解,那么问题的求解质量和执行时间是考察一个进化算法优良的重要标准。在本次实验中体现的问题,就是在相同的情况下,算法在约束范围内能求得比较高的适应度的值且使用较短的时间。在本次实验中,用两种算法求解不同规模的服务 workflow 下,目标函数的适应度值和相应的执行时间。式(7)中 3 个属性权重分别取值为 0.3,0.35,0.35,且每个抽象服务所对应候选服务的个数为 50。实验结果如图 2、图 3 所示。

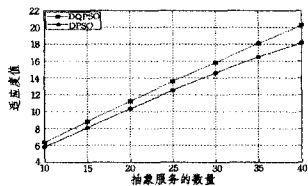


图 2 不同规模的工作流的适应度值

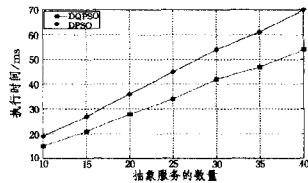


图 3 不同规模工作流执行完成的时间

从图 2、图 3 中可以看出,离散量子粒子群算法比离散粒子群算法能求得更优的适应度值,且用的时间也比较短。说明离散量子粒子群算法在相同问题规模下有更好的寻优能力,且当问题规模不断扩大的情况下这种寻优能力没有降低,反而跟离散粒子群算法所得到的结果差距更加明显。

**结束语** 本文针对现有的服务选择算法的不足,设计了适应与服务选择过程的基于离散量子粒子群的服务选择算法。服务选择是一个离散问题,以往将解决连续问题的粒子群算法用于解决服务选择问题,缺少一定的科学性。本文将量子的概念结合到服务选择中,增加了解决问题的速度,并通过实验证明了其有效性。

### 参考文献

- [1] 徐锋. 开放协同软件环境中信任管理研究[D]. 南京:南京大学, 2003
- [2] Srivastava B, Koehler J. Web Service Composition-Current Solutions and Open[C]// ICAPS 2003 Workshop on Planning for Web Services. 2003:28-35
- [3] Lu Jiang-guo, Yu Yi-jun, Roy D, et al. Web Service Composition: a Reality Check [C] // Web Information Systems Engineering (WISE2007). 2007:523-532
- [4] Lu Jiang-guo, Yu Yi-jun, Dehashis R, et al. Web service Composition: a Reality Check [C] // Web Information Systems Engineering (WISE 2007). 2007:523-532
- [5] 张成文, 苏森, 陈俊亮. 基于遗传算法的 QoS 感知的服务选择 [J]. 计算机学报, 2006, 29(7): 1029-1037
- [6] 夏虹, 李增智. 粒子群算法求解 Web 服务组合中基于 QoS 的服务选择 [J]. 北京邮电大学学报, 2009, 32(4): 63-67
- [7] 王文彬, 孙其博, 赵新超, 等. 基于非均衡变异离散粒子群算法的 QoS 全局最优 Web 服务选择方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2774-2779
- [8] Jun Sun, Feng Bin, Xu Wen-bo. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behavior [C] // IEEE Proc. of Congress on Evolutionary Computation. 2004:325-331
- [9] 黄德才, 陈姜倩. 基于集对分析的信任评估模型及其在服务选择中的应用 [J]. 计算机科学, 2012, 39(1): 210-214
- [10] Ran S. A model for Web services discovery with QoS [J]. ACM SIGecom Exchanges, 2003, 4(1): 1-10
- [11] WfMC. Workflow management coalition terminology & glossary [R]. Brussels: Workflow Management Coalition, 1999