Journal of System Simulation

Volume 30 | Issue 10 Article 36

1-4-2019

Multi-constraint Service Selection Based on Decomposition of Global QoS

Fang Chen
Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Jindong Wang
Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Hengwei Zhang
Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Wang Na
Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

Follow this and additional works at: https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal

Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-constraint Service Selection Based on Decomposition of Global QoS

Abstract

Abstract: With the rapid growth of Web services in cloud computing environment, users make new demands on dynamic service composition, that quickly selects composite service which can meet multi-constraints. According to the demand, a multi-constraint service selection method based on decomposition of global QoS was proposed. *A new cultural genetic algorithm was designed to decompose the global QoS constraints, and services were filtered by combining with the functional constraints between candidate services. An adaptive replacement strategy was used to dynamically adjust QoS constraint boundaries, so as to ensure the most appropriate composite service obtained by local selection.* Experimental results show that the method can obtain nearly optimal composite service with a low time cost, which meets the dynamical and real-time features of service selection.

Keywords

decomposition of global QoS, cultural genetic algorithm, functional constraints, adaptive replacement, composite service

Recommended Citation

Fang Chen, Wang Jindong, Zhang Hengwei, Wang Na. Multi-constraint Service Selection Based on Decomposition of Global QoS[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(10): 3893-3902.

This paper is available in Journal of System Simulation: https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36

第 30 卷第 10 期
2018 年 10 月

系统仿真学报©
Journal of System Simulation

Vol. 30 No. 10
Oct., 2018

基于全局 QoS 分解的多约束服务选取方法

方晨，王晋东，张恒巍，王娜
(信息工程大学，河南 郑州 450001)

摘要: 随着云计算环境下 Web 服务数量的快速增长，用户对动态的服务组合提出了新的要求，即在较短的时间内获取满足多约束条件下的高质量组合服务。针对上述要求，提出了基于全局 QoS(Quality of Service)分解的多约束服务选取方法，*使用文化遗传算法对全局 QoS 约束进行最优分解，同时结合候选服务之间的功能性约束对服务进行过滤，从而缩小候选服务空间。设计自适应替换策略用来动态调整 QoS 约束边界，从而确保能够通过局部最优获得高质量的组合服务。*仿真实验证明该方法能够用较短时间获取接近全局最优的组合服务，满足服务选取的动态性和实时性。

关键词: 全局 QoS 分解；文化遗传算法；功能性约束；自适应替换；组合服务
中图分类号：TP393　　文献标识码：A　　文章编号：1004-731X (2018) 10-3893-10
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036

Multi-constraint Service Selection Based on Decomposition of Global QoS

Fang Chen, Wang Jindong, Zhang Hengwei, Wang Na
(Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: With the rapid growth of Web services in cloud computing environment, users make new demands on dynamic service composition, that quickly selects composite service which can meet multi-constraints. According to the demand, a multi-constraint service selection method based on decomposition of global QoS was proposed. *A new cultural genetic algorithm was designed to decompose the global QoS constraints, and services were filtered by combining with the functional constraints between candidate services. An adaptive replacement strategy was used to dynamically adjust QoS constraint boundaries, so as to ensure the most appropriate composite service obtained by local selection.* Experimental results show that the method can obtain nearly optimal composite service with a low time cost, which meets the dynamical and real-time features of service selection.

Keywords: decomposition of global QoS; cultural genetic algorithm; functional constraints; adaptive replacement; composite service

引言

作为一种新型的分布式计算模式，面向服务的计算技术(Service Oriented Computing,简称为 SOC)能够无缝地把分布在异构网络中的各类 Web 服务动态组合起来，形成大粒度的组合 Web 服务，来满足用户日益复杂的需求。随着 Web 市场的繁荣和发展，网络上有大量的 Web 服务拥有重叠的功能属性，用户在选择服务时，不再满足于功能方面的需求，还对组合服务的质量(quality of service,简称 QoS)提出了要求。然而，由于网络环境的各种不确定性因素，一些服务在运行过程中可能会出现

收稿日期：2016-09-18　　修回日期：2017-01-18;
基金项目：国家自然科学基金(61309013, 61303074), 河南省科技攻关计划(12210231003);
作者简介：方晨(1993-)，男，安徽安庆，硕士生，研究方向为云计算，服务资源管理；王晋东(1966-)，男，山西洪洞，教授，博导，研究方向为信息安全、云计算。

功能失效或 QoS 突变的情况，此时，能够对服务进行快速选择的方法对于保证组合服务的质量和性能具有重大意义。

目前，有大量的研究工作集中于全局 QoS 约束条件下的服务选取。文献[1]针对全局 QoS 约束下服务选择问题的特点，设计了一种基于离散粒子群的服务选择算法，定义了 3 种粒子群更新算子，并使用改变速度的策略来防止算子陷入局部最优。文献[2]提出了组合服务的自适应框架，采用了基于极值的 QoS 预测方法来启发全局 QoS 的分解，并在服务状态监控中引入松驰系数，从而以较小的自适应开销满足了用户端到端的 QoS 需求。文献[3]提出了一种混合最优方法，该方法通过使用混合整数规划将全局 QoS 约束分解为对应于每一个基本服务类的局部 QoS 约束，然后选取局部最优服务组合成一个完整的服务链提供给用户。该方法能够较快地搜索出满足全局QoS约束的组合服务，但是其使用了固定的约束分解数量，不能够很好地满足用户偏好。针对这个问题，文献[4]设计了一种基于模糊逻辑的自适应调整方法求出了满足用户偏好的最优分解数量，提高了服务选取的准确性。

但是，以上的服务选取方法均只是考虑到了用户所提出的全局 QoS 约束，而忽略了候选服务之间可能存在的功能性约束关系。在海量的 Web 服务环境中，不同候选服务之间会由于业务关联、技术兼容等问题而相互依赖或者相互冲突。目前也有一些学者提出了多约束条件下的服务选取方法。文献[5]在遗传算法中引入了一种爬山修复算子，它能够修复种群中不满足服务间冲突依赖约束的方案，从而引导算法的寻优方向，但是当服务间的约束规模增加时，修复时间会成倍增长，这样就难以满足用户的实时性需求。文献[6]提出了一种基于局部近似过滤的多约束服务选择方法，它通过全局 QoS 约束和服务间功能性约束来快速过滤候选服务空间，然后利用有向粒子群算法在剩余候选服务中搜索出最佳组合服务。但是该方法在分解全局 QoS 时仅仅使用了近似过滤策略，使得最终的组合服务方案不一定能够满足用户的全局 QoS 约束。

针对上述问题，本文提出了一个基于全局 QoS 分解的多约束服务选取方法(简称为 WSD-CGA)。该方法创造性地利用文化遗传算法(Culture Genetic Algorithm，简称 CGA)将全局 QoS 约束分解为局部 QoS 约束，同时结合候选服务之间的依赖冲突关系，滤除不满足约束的候选服务，然后计算出剩余候选服务的局部适应度，并以此进行局部最优选择，最终形成满足用户需求的组合服务方案。针对过滤过程中以小概率出现的无可行组合服务的情况，本文还设计了一种自适应替换策略，可根据候选服务空间的状态来动态调整全局 QoS 分解的边界，确保最终能够输出可行且接近最优的组合服务方案。

1 问题建模

基于全局 QoS 约束和功能性约束的服务组合是一个最优化问题，也是一个 NP 难题。该问题的核心是为每一个服务类选择一个候选服务，使得形成的组合服务既能够满足多约束条件，又能够达到综合效用值最大。为此，本文建立了一个带有多种约束条件的单目标优化模型，其数学表达式如下：

$$U(CS)=\max\sum_{k=1}^{r}w_k\times q'_k(CS)$$

$$s.t.\begin{cases}\sum_{i=1}^{n}x_{ij}=1\text{且}x_{ij}\geqslant 0 \quad (1\leqslant j\leqslant m)\\ x_{ab}-x_{cd}\leqslant 0 \ \ (a,b,c,d\ \text{满足}\langle s_{cd},s_{ab},\oplus\rangle)\\ x_{ef}+x_{gh}\leqslant 1 \ \ (e,f,g,h\ \text{满足}\langle s_{ef},s_{gh},\otimes\rangle)\\ q_k(CS)\leqslant C_k \ \ (1\leqslant k\leqslant r)\end{cases} \tag{1}$$

式(1)中的参数说明如下：

(1)该目标函数是使组合服务的效用值最大化。$w_k(1\leqslant k\leqslant r)$ 是属性 k 的权值，反映了用户对第 k 个 QoS 属性的偏好程度，满足 $\sum_{k=1}^{r}w_k=1$。CS 为由 m 个基本服务类 $S_i(1\leqslant i\leqslant m)$构成的组合服务，记为 $CS=\{S_1, S_2,\ldots\ldots, S_m\}$。本文只考虑顺序组合服务模型，其它类型的组合服务均可以利用文献

https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036

[7]中的方法转化为顺序组合服务模型。

(2) x_{ij} 代表服务类 S_j 的第 i 个候选服务的选取状态。$x_{ij}=1$ 时表示该服务被选取，$x_{ij}=0$ 时表示该服务未被选取。$\sum_{i=1}^{n} x_{ij}=1$ 代表基本服务类 S_j 中有且仅有一个候选服务被选中。

(3)全局 QoS 约束关系用 $C=\{C_1,C_2,.....C_r\}$ 来表示，C_k 代表第 k 个 QoS 属性的全局约束，$q_k(CS)\leqslant C_k$ 表示组合服务的第 k 个 QoS 属性聚合值要满足其对应的全局约束。本文将效益型 QoS 属性通过负值计算转化为成本型 QoS 属性，并利用顺序组合服务模型的 QoS 聚合公式计算出组合服务的 QoS 属性值[8]。

(4)服务间的功能性约束分别用依赖集合 $T=\{t_1,t_2,.....t_k\}$ 和冲突集合 $D=\{d_1,d_2,.....d_u\}$ 表示。其中，依赖关系 $t_i=\langle s_{cd},s_{ab},\oplus\rangle$ 表示服务类 S_a 中的第 b 个候选服务的功能依赖于服务类 S_c 中的第 d 个候选服务。$x_{ab}-x_{cd}\leqslant 0$ 保证了只有当候选服务 s_{cd} 实现时，服务 s_{ab} 才有可能实现。冲突关系 $d_i=\langle s_{ef},s_{gh},\otimes\rangle$ 表示服务类 S_e 中的第 f 个候选服务的功能与服务类 S_g 中的第 h 个候选服务的功能相互冲突。$x_{ef}+x_{gh}\leqslant 1$ 保证了候选服务 s_{ef} 与服务 s_{gh} 不会同时出现在组合服务中。

2 多约束服务选取方法

通常针对服务组合的用户需求中，用户只会给出组合服务端到端的 QoS 约束，而不会给出对于每一个基本服务类的局部约束。目前有大量的文献[9-12]都是基于全局 QoS 约束，利用智能演化算法对组合服务进行最优搜索，但是这些算法一般计算复杂度比较高，而且算法的运行时间严重依赖于候选服务集合的规模。一旦网络中的 Web 服务数量增加时，运行时间会成倍增长，将难以满足用户的实时性需求。

基于此，本文提出了一种基于全局 QoS 分解的多约束服务选取方法。该方法将全局 QoS 约束分解为对应于每一个服务类的局部 QoS 约束，并结合候选服务之间的依赖冲突关系，对不满足多约束条件的候选服务进行过滤。如果过滤之后没有可行的组合服务，则执行自适应替换策略动态调整 QoS 约束边界，进行重新过滤。然后计算出剩余候选服务的局部适应度，利用局部最优选取出最终的组合服务。图 1 为本文方法的整体框架图，具体实现步骤如下：

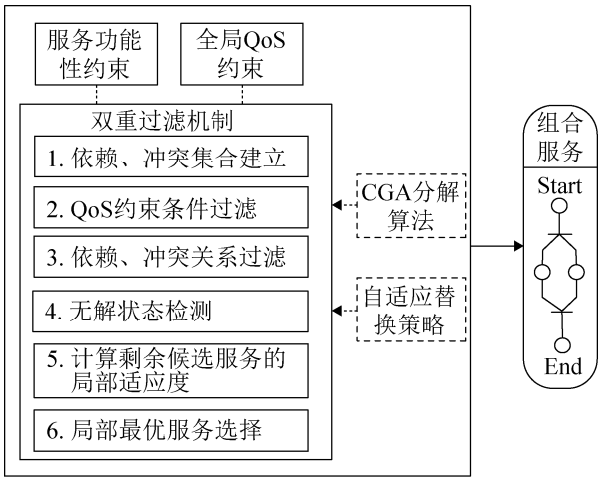


图 1 方法的整体框架
Fig. 1 Overall Framework of the Method

步骤 1：根据依赖关系的传递特性，为每一个候选服务 s_i 建立相应的依赖集合 $t(s_i)$ 和冲突集合 $d(s_i)$，为后续过滤候选服务和计算局部适应度提供信息。其中依赖关系的传递规则如下：

$$\langle s_a,s_b,\oplus\rangle \Rightarrow s_b\in t(s_a) \tag{2}$$

$$\langle s_c,s_d,\otimes\rangle \Rightarrow s_c\in d(s_d)\text{且}s_d\in d(s_c) \tag{3}$$

$$\langle s_a,s_b,\oplus\rangle\wedge\langle s_c,s_a,\oplus\rangle \Rightarrow s_b\in t(s_c) \tag{4}$$

$$\langle s_a,s_b,\oplus\rangle\wedge\langle s_a,s_c,\otimes\rangle \Rightarrow s_c\in d(s_b)\text{且}s_b\in d(s_c) \tag{5}$$

式(2)表示若 s_b 依赖于 s_a，则 s_b 被纳入到 s_a 的依赖集合 $t(s_a)$ 中；式(3)表示若 s_c 和 s_d 相互冲突，则两者互相被纳入到对方的冲突集合中；式(4)表示若 s_b 依赖于 s_a，s_a 依赖于 s_c，则 s_b 被纳入到 s_c 的依赖集合 $t(s_c)$ 中；式(5)表示若 s_b 依赖于 s_a，s_a 和 s_c 冲突，则 s_b 和 s_c 也冲突。

步骤 2：将用户给出的全局 QoS 约束分解为对应于每一个服务类的局部 QoS 约束，并基于此对服务类下不满足局部 QoS 约束的候选服务进行过

滤。由于不同服务类的同一 QoS 属性值不同，若直接将全局 QoS 约束平均分解给每一个服务类，可能会导致选取出的组合服务不能满足全局 QoS 约束。为此，本文提出一种新的文化遗传算法(CGA 算法)用于解决全局 QoS 最优分解问题，更详细的介绍将在第 3 节给出。

步骤 3：检查所有被过滤的候选服务。如果某个现存的候选服务在已被过滤掉的候选服务的依赖集合中，则将其去除，并更新剩余候选服务的依赖集合和冲突集合，完成第二层过滤。

步骤 4：经过以上两层过滤机制后，如果某个服务类下没有候选服务，将无法形成一个可行的组合服务。出现这种情况的原因在于，经过第一层局部 QoS 约束条件过滤后，可能会存在有某个服务类的剩余候选服务均与其它候选服务类在功能上有冲突或者均与被过滤的服务有依赖关系，此时再经过第二层的功能约束条件过滤后，这些服务会被全部过滤掉，就会出现该服务类没有候选服务的情况，本文将这种状态称为“无解”。针对这个问题，本文设计了一种自适应替换策略，即出现无解状态后，立即将当前所有服务类的最优质量标尺组合替换为信念空间中的次优质量标尺组合，然后重新步骤 2-3，直到不再出现无解状态为止。

由于步骤 2 的 CGA 算法迭代结束后，信念空间中存在着若干可行解，因此，使用自适应替换策略不需要重新运行 CGA 算法，只需直接利用信念空间中的其余次优解来替换当前最优解即可。且云环境中存在着海量的服务资源，出现无解状态的概率极低，所以自适应替换策略不会对整个服务选取方法的执行效率造成很大的影响。

步骤 5：经过步骤 1-4 后，候选服务空间的规模得到了很大程度上的缩小。在全局 QoS 约束和服务间功能性约束的条件下，决定一个候选服务优劣程度的因素有 2 个：自身的效用函数值和在候选服务空间中的相容性。其效用函数值越大，相容性越好，则被选取为局部最优服务的概率越大。为了衡量这种概率，本文给出服务相容度和局部适应度的概念。

定义 1：服务相容度。$con(s_j)$ 表示候选服务 s_j 与其他候选类服务的整体相容情况。它由服务 s_j 的依赖集合和冲突集合所决定。服务 s_j 的依赖集合 $t(s_j)$ 越大，表示有越多的候选服务依赖于 s_j，说明一旦服务 s_j 未被选中，将有很多的候选服务不可选。因此，$t(s_j)$ 反映了服务 s_j 的重要性。服务 s_j 的冲突集合 $d(s_j)$ 越小，表示有越少的候选服务与 s_j 冲突，说明 s_j 的相容性越好。

假设候选服务 s_j 属于服务类 S_j，则其服务相容度的计算公式如下：

$$con(s_j)=\sum_{i=1,i\neq j}^{m}\frac{|S_i|-d_i(s_j)}{|S_i|-t_i(s_j)} \tag{6}$$

在公式(6)中，$t_i(s_j)$ 是服务 s_j 的依赖集合 $t(s_j)$ 中属于服务类 S_i 的服务个数。$d_i(s_j)$ 是服务 s_j 的冲突集合 $d(s_j)$ 中属于服务类 S_i 的服务个数。$|S_i|$ 是服务类 S_i 中候选服务总数。由此可见，对于一个 Web 服务，依赖它的候选服务越多，与它冲突的候选服务越少，它的服务相容度就越大。

定义 2：局部适应度。$u(s_j)$ 反映的是候选服务 s_j 在所属服务类中的优劣程度，由其效用函数值和服务相容度所决定。对于 s_j 的效用函数值的计算方法，本文采用文献[13]中的简单加权函数，即把候选服务 s_j 的每一个 QoS 属性值与其服务类中该属性的最大值或最小值比较，从而使所有 QoS 属性值都归一化为实数区间[0,1]范围之内，然后乘以相应的权重，得到其效用函数值。假设服务 s_j 属于基本服务类 S_j，则其局部适应度的计算公式如下：

$$u(s_j)=con(s_j)\times Q(s_j) \tag{7}$$

$$Q(s_j)=\sum_{k=1}^{r}w_k\times\frac{q_{\max}^k(S_j)-q_k(s_j)}{q_{\max}^k(S_j)-q_{\min}^k(S_j)} \tag{8}$$

在公式(7)和公式(8)中，$con(s_j)$ 是 s_j 的服务相容度，$Q(s_j)$ 是其效用函数值，$q_{\max}^k(S_j)$ 是服务类 S_j 在第 k 个 QoS 属性上的最大值，$q_{\min}^k(S_j)$ 是服务类 S_j 在第 k 个 QoS 属性上的最小值，$q_k(s_j)$ 是候选服务 s_j 在第 k 个 QoS 属性上的取值，w_k 是用户给出的第 k 个 QoS 属性的权重。局部适应度反

https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036

映了候选服务 s_j 在其所属服务类中的优劣程度，其取值会影响到后期的局部最优服务选择。

步骤 6：选取每一个服务类中局部适应度值最大的候选服务，并形成最终的全局最优或近似全局最优的组合服务。

3 全局 QoS 最优分解

在本文第 3 节给出的多约束服务选取方法的步骤 2 中，需要将全局 QoS 约束进行分解。其主要思路就是将每一个全局 QoS 约束 C_i 分解为 m 个局部约束 $c_1, c_2, c_3, ...c_m$，其中 m 为组合服务中基本服务类的个数。这些局部约束 c_i 可作为上界或下界，用于发现局部最优服务。分解后的局部约束需要满足以下三点：

(1)如果一个候选服务能够满足局部 QoS 约束，则其与其他候选类服务的 QoS 聚合值也能够满足全局 QoS 约束。

(2)局部约束的范围不能太大，否则不能起到缩小候选服务空间的作用。

(3)局部约束的范围不能太小，否则有可能过滤掉能够组成最优组合服务的候选服务。

为了找到符合条件的局部 QoS 约束，在服务类中的所有候选服务中引入了质量标尺。将服务类下的每一个 QoS 属性取值范围划分为若干离散的质量集合，称一个质量集合为一个质量标尺，并将其作为局部最优服务选取的约束条件。全局 QoS 最优分解的本质就是为每一个服务类找到一个最优质量标尺组合，使得其筛选出的候选服务能够以最大概率组合成最优组合服务。这是一个带约束的多目标优化问题，本文设计了一种新型的文化遗传算法(即 CGA 算法)，用于为每个服务类找到最优质量标尺组合。

3.1 CGA 算法框架

遗传算法(Genetic Algorithm，即 GA)是采用达尔文进化论的适者生存、优胜劣汰的思想，通过模拟自然界中选择、交叉、变异等进化操作而衍生出的一种全局搜索算法，具有简单性、鲁棒性和通用性等特点，但缺点是容易早熟收敛、收敛速度慢[13]。文化算法(Culture Algorithm，即 CA)是由 Reynolds 提出的一种双层进化模型算法，由种群空间(population space)和信念空间(belief space)两个部分组成，分别从微观角度和宏观角度模拟文化的进化过程。其核心思想是在迭代过程中选择性地将种群空间形成的进化经验传递到信念空间中，信念空间通过比较优化形成群体经验反过来对种群空间的进化过程加以指导，从而得到更高的进化效率[14]。本文结合两种进化算法的优缺点，提出了一种新型的文化遗传算法，即 CGA。其基本思路是将遗传算法的进化操作嵌入到文化算法的种群空间中，并在信念空间中引入协同学习机制，提高了算法的寻优能力，能够有效解决全局 QoS 最优分解问题。其框架如图 2 所示。

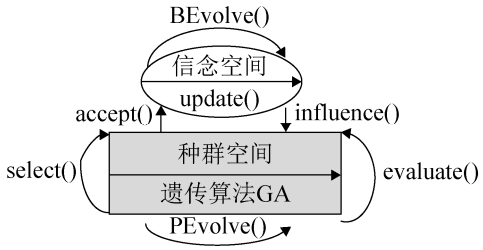


图 2 CGA 算法框架
Fig. 2 Framework of CGA Algorithm

下面，主要对 CGA 算法中的适应度函数设计及编码、信念空间的学习机制和基于 CGA 算法的全局 QoS 分解进行详细介绍。

3.2 适应度函数设计及编码

已知第 k 个 QoS 属性所对应的全局 QoS 约束为 C_k，$q_r(s_{jn})$ 表示服务类 S_j 的第 n 个候选服务的第 r 个 QoS 属性值，L_{jr}^d 表示服务类 S_j 的第 r 个 QoS 属性的第 d 个质量标尺，且满足 $q_{\min}^k(S_j) \leqslant L_{jk}^1 \leqslant L_{jk}^2 \leqslant \cdots L_{jk}^i \leqslant \cdots \leqslant L_{jk}^d \leqslant q_{\max}^k(S_j)$，其中 $q_{\min}^k(S_j)$ 和 $q_{\max}^k(S_j)$ 分别为服务类 S_j 的第 k 个 QoS 属性的最小值和最大值，d 为质量标尺总数。其质量标尺的分解过程如图 3 所示。

第 30 卷第 10 期 系统仿真学报 Vol. 30 No. 10
2018 年 10 月 Journal of System Simulation Oct., 2018

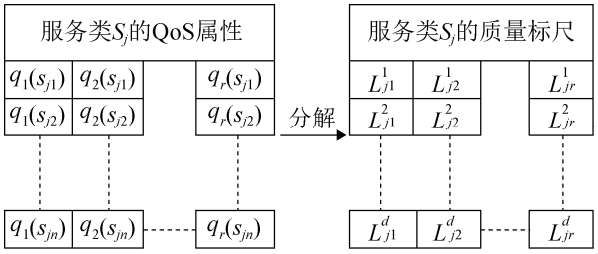


图 3 质量标尺的分解

Fig. 3 The Decomposition of Quality Level

一个服务类的最优质量标尺组合应该使得该组合下的候选服务数量越多越好，效用函数值越大越好，才更有可能形成全局最优组合服务。为此引入质量标尺权重的概念。

定义 3：质量标尺权重 b_{jk}^{i}。表示在服务类 S_j 的第 k 个 QoS 属性中选择质量标尺 L_{jk}^{i} 时，候选服务被选中的概率，其计算公式如下：

$$b_{jk}^{i}=\frac{n(L_{jk}^{i})\cdot Q_{\max}(L_{jk}^{i})}{n(S_j)\cdot Q_{\max}(S_j)},1\leqslant i\leqslant d \tag{9}$$

式中 $n(L_{jk}^{i})$ 为服务类 S_j 中属于质量标尺 L_{jk}^{i} 内的候选服务的数量，$n(S_j)$ 是服务类 S_j 中候选服务的数量，$Q_{\max}(L_{jk}^{i})$ 是服务类 S_j 中属于质量标尺 L_{jk}^{i} 内的所有候选服务的最大效用函数值，$Q_{\max}(S_j)$ 是服务类 S_j 中所有候选服务的最大效用函数值。

由于全局 QoS 最优分解的目标是为每一个服务类找出最优质量标尺组合，且本文不考虑服务类之间的优劣之分，故将其转化为单目标优化问题，适应度函数设计如下：

$$\max f=\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{r}\sum_{i=1}^{d}\ln(b_{jk}^{i})\cdot x_{jk}^{i} \tag{10}$$

$$s.t.\begin{cases}\forall k:\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{d}L_{jk}^{i}x_{jk}^{i}\leqslant C_k,1\leqslant k\leqslant r & (11)\\ \forall j,k:\sum_{i=1}^{d}x_{jk}^{i}=1,1\leqslant j\leqslant m,1\leqslant k\leqslant r & (12)\end{cases}$$

式中，对 b_{jk}^{i} 为便于计算取对数，m 为服务类总数，r 为 QoS 属性总数，d 为质量标尺总数。式(11)保证分解后的局部 QoS 约束聚合后还能满足全局 QoS 约束，式(12)中 $x_{jk}^{i}\in\{0,1\}$，$x_{jk}^{i}=1$ 表示服务类 S_j 中质量标尺 L_{jk}^{i} 被选中，否则 $x_{jk}^{i}=0$，$\sum_{i=1}^{d}x_{jk}^{i}=1$ 保证每个服务类的每个 QoS 属性下有且只有一个质量标尺被选中。

设计出适应度函数后，为了让 CGA 算法找到问题的解，需要构造一个合适的染色体模型来表示质量标尺组合。由于一个组合服务由 m 个服务类组成，每个服务类都对应一个质量标尺组合，故全局 QoS 最优分解的最终结果是求解出 m 个最优质量标尺组合。基于此，本文设计了一个 m 维染色体编码模型来代表 m 个质量标尺组合，如图 4 所示。

	q_1	q_2	$\cdots$	q_r
S_1	L_{11}^{l}	L_{12}^{p}	$\cdots$	L_{1r}^{x}
S_1	L_{21}^{j}	L_{22}^{q}	$\cdots$	L_{2r}^{y}
$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$	$\cdots$
S_m	L_{m1}^{l}	L_{m2}^{z}	$\cdots$	L_{mr}^{e}

图 4 染色体编码模型

Fig. 4 Coding Model of Chromosome

图中 $S_1,S_2,\ldots,S_m$ 为基本服务类，$q_1,q_2,\ldots,q_r$ 为 QoS 属性集合，L_{mr}^{e} 代表服务类 S_m 第 r 个 QoS 属性的第 e 个质量标尺，染色体的每一行即代表一个服务类的质量标尺组合。

3.3 信念空间的学习机制

协同学习是指学习者在群体中通过竞争、合作、角色扮演等方式实现与他人知识的交换与共享，从而有效地提高学习效率[15]。目前大多数群智能算法中的个体之间不能够相互学习，导致算法的性能得不到进一步提高。本文基于协同学习的理论，将学习机制引入到 CGA 算法的信念空间中，通过染色体之间的相互学习，将优良基因遗传到下一代，从而加快收敛速度。其具体实施过程如下：

(1) 从信念空间中随机选取 t 个染色体组成一个协同学习组，记为 $Group=\{L_i\,|\,L_i=(S_1^i,S_2^i,\cdots,S_m^i),1\leqslant i\leqslant t\}$，其中 $L_i(1\leqslant i\leqslant t)$ 代表一个染色体，$S_j^i(1\leqslant j\leqslant m)$ 代表染色体的第 j 行基因，即服务类

https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036

S_j 的质量标尺组合。

(2) 对 Group 内的所有染色体的每一行基因进行比较学习，并从中选取出每一行的最优基因 $S_j^{best}(1\leqslant j\leqslant m)$，即从服务类 S_j 的 t 个质量标尺组合中选出最优的一个。

(3) 将每一行的最优基因重新组合起来，形成一个新的染色体，即 $L_{new}=(S_1^{best},S_2^{best},\cdots,S_m^{best})$，此染色体的每一个服务类 S_j 的质量标尺组合都是 Group 内最优的。信念空间的具体学习过程如图 5 所示。

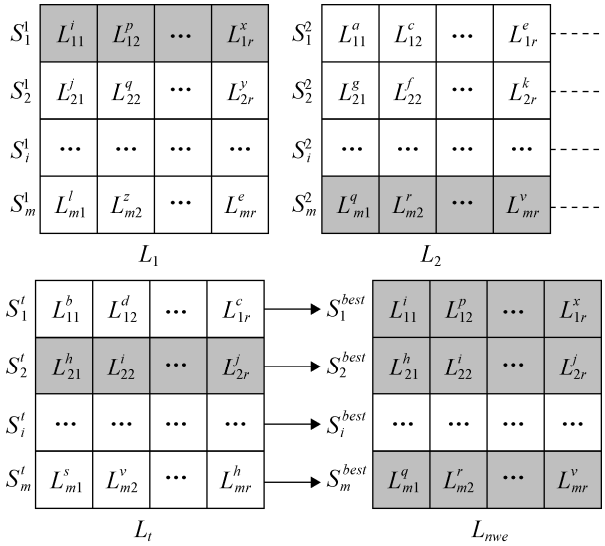


图 5 信念空间的学习过程
Fig. 5 The Learning Process of Belief Space

3.4 基于 CGA 的全局 QoS 分解算法

基于 CGA 的全局 QoS 分解算法

输入：服务类总数 m，所有候选服务的 QoS 属性值，每一个 QoS 属性的质量标尺总数 d，全局 QoS 约束条件 $C_k(1\leqslant k\leqslant r)$，CGA 算法的种群空间大小 N，交叉概率 p_1，变异概率 p_2,挑选到信念空间的较优解个数 q，信念空间中解的累计更新次数 η，组成协同学习组的染色体数 t，CGA 算法的最大迭代次数 M。

输出：每一个服务类的最优质量标尺组合。

Step 1: 初始化阶段

1.在种群空间中随机产生 N 个初始有效解，用适应度函数对所有解进行评价。

Step 2：种群空间的进化

2.利用 *PEvolve()*函数对种群空间中的解实施选择、交叉和变异等进化操作。

Step 3：信念空间的进化

3.从种群空间中选取 q 个较优解，利用 accept()函数将其传递到信念空间中。

4.利用 update()函数将信念空间中的较差解替换为从种群空间中传递过来的较优解。

5.利用 BEvolve()函数对信念空间中的解实施协同学习操作，并对新产生的解进行评价。然后从信念空间中选取出 q 个较优解，过滤掉其余解。

Step 4：指导种群空间的进化

6.每当信念空间中的解累计被更新 η 次之后，利用 Influence()函数将种群空间中的 q 个较差解替换为信念空间中的 q 个较优解。

7.If(当前迭代次数=M) Then

输出信念空间中的最优解。

End if

8.Else

迭代次数+1，返回 Step2。

End if

4 仿真实验

本文通过仿真实验来验证基于全局 QoS 分解的多约束服务选取方法在不同候选服务规模和不同约束规模下算法执行性能和组合服务方案最优性的表现。算法的执行性能用执行时间来表示，单位为毫秒(ms)，组合服务的质量用适应度来表示，其范围为(0,1)。

本实验将本文的 WSD-CGA 算法与另外 3 种基于 QoS 的多约束服务选取方法进行分析对比。第一个是文献[7]中的采用混合整数规划求解的全局优化服务选取方法(简称为 GS)。第二个是文献[16]中的采用混合遗传算法来求解在多约束关系下的服务选取方法(简称 HGA)。第三个是文献[6]中的基于局部近似过滤的多约束服务选取方法(简

称 LDPSO)。实验中采用了公共有效数据集 QWS，它所有的数据均来自于互联网上的公共 Web 服务。该数据集包括了 2 500 个真实 Web 服务及其对应的 9 个 QoS 属性值，对该数据集更详细的描述在文献[17-18]中。本文假设组合服务由 5 个基本服务类构成，并选取了 QWS 数据集中的 4 个 QoS 属性，分别为响应时间、可用性、可靠性和成本，规定其权重值分别为 0.35，0.25，0.3，0.1。全局 QoS 约束条件为：(1)响应时间<2s，(2)可用性>0.4，(3)可靠性>0.4，(4)成本<100 元。在 WSD-CGA 方法中，交叉概率为 p_1=0.85，变异概率为 p_2=0.05，挑选到信念空间的较优解个数 q=20，信念空间中解的累计更新次数 $\eta=5$，组成协同学习组的染色体数 t=5，最大迭代次数为 M=200，质量标尺总数 d=10。仿真对实验运行 50 次取平均值。实验环境为：Pentium Dual 2.4GHz，2.0GB RAM，Windows 7，MATLAB 2009a，Java 1.8。

4.1 不同候选服务规模下的算法性能

本次实验将候选服务间的约束规模 Co 设置为定量，通过改变基本服务类下的候选服务数量 n 来分析方法的执行时间和组合方案的最优性的变化，其中 $Co=400$，n 从 40 变化至 360。实验结果如图 6 所示。

图 6 展示了 4 种方法在不同候选服务规模下的执行时间和组合服务的适应度。由仿真结果可得，本文的 WSD-CGA 方法的平均执行时间为 247.5ms，要优于 GS 的 592.4ms、HGA 的 486.3ms 和 LDPSO 的 320.7ms，且执行时间不随候选服务数量的增加而快速增长。WSD-CGA 通过全局 QoS 分解过滤候选服务空间，相当于其搜索空间大小由 $m\cdot r\cdot d$ (m 是服务类数量，r 是全局 QoS 属性约束数量，d 是质量标尺总数)决定，候选服务规模的增加对搜索空间的影响较小，故其时间性能相对于其他 3 种算法来说更优。

为了便于对 4 种方法的最优性进行比较，约定 GS 方法的适应度为 f_1，HGA 方法的适应度为 f_2，LDPSO 的适应度为 f_3，WSD-CGA 的适应度为 f_4，最优性依次为 t_1,t_2,t_3,t_4，其中，$t_1=f_1/f_1$(全局优化方法 GS 的最优性为 100%)，$t_2=f_2/f_1$，$t_3=f_3/f_1, t_4=f_4/f_1$。

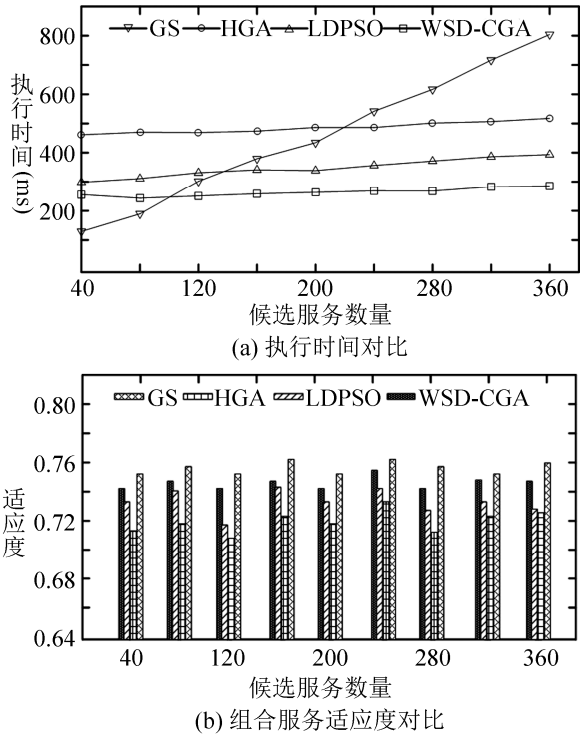


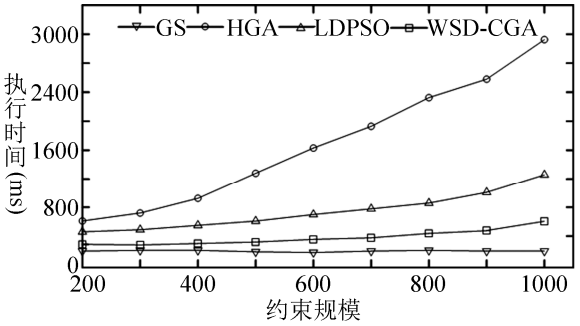
图 6 不同候选服务规模下的性能对比
Fig. 6 Performance Comparison Under Different Scale of Candidate Services

从仿真结果可得，WSD-CGA 的最优性平均值可达 98.7%，几乎接近全局优化方法 GS 的最优性水平，且优于 HGA 的 92%和 LDPSO 的 97.3%。因为 WSD-CGA 在信念空间中引入了协同学习机制，通过染色体之间的相互学习将优良基因遗传下来，使得分解后的局部 QoS 约束符合实际情况，能够筛选出质量更优的组合服务。

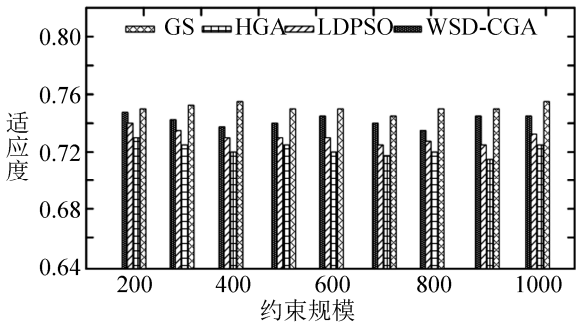
4.2 不同约束规模下的算法性能

本次实验将基本服务类下的候选服务数量 n 设置为定量，通过改变候选服务间的约束规模 Co 来分析方法的执行时间和组合方案的最优性变化。其中 $n=120$，Co 从 200 变化到 1000。实验结果如图 7 所示。

https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036



(a) 执行时间对比



(b) 组合服务适应度对比

图 7 不同约束规模下的性能对比

Fig. 7 Performance Comparison Under Different Scale of Constraints

图 7 展示了 4 种方法在不同约束规模下的执行时间和组合服务的适应度。由于文献[7]中的全局优化方法 GS 并没有考虑到候选服务间的依赖冲突关系，所以其执行时间不受到约束规模的影响，平均值达到了 286.4ms，甚至要优于 WSD-CGA 方法的平均值 410.6ms，但是在云计算环境中，海量 Web 服务资源之间必定会存在着大量的依赖或者冲突关系，故用全局优化方法 GS 求解出来的组合服务有很大概率不能够满足用户的实际需求。而 WSD-CGA 为每一个候选服务建立了依赖集合和冲突集合，这一过程可能会受到约束规模的剧烈增长而耗费较多的时间，但是其为多约束关系过滤提供了更多的信息，能够过滤掉更多无用的服务，避免了大量的冗余搜索，为后续的局部寻优节省了时间，使得其相对于 HGA (1 740.5 ms)和 LDPSO (726.3 ms)更具时间优势。

根据仿真结果可知，当约束规模在[200，1 000]范围内时，WSD-CGA 的最优性平均值达到了 97.9%，优于 HGA 的 93.7%和 LDPSO 的 96.5%。原因在于，WSD-CGA 在进行局部最优服务选取时，定义了相容度这一概念，其与候选服务之间的约束规模紧密相关。通过将服务之间的多约束关系纳入到服务选取的过程中，使得最终筛选出的组合服务质量更优，且更能够符合实际应用情况。

5 结论

针对目前大多数服务选取方法在多约束条件下普遍存在时间复杂性过高的问题，本文提出了一种基于全局 QoS 分解的多约束服务选取方法。该方法首先将全局 QoS 约束进行分解，其中，为了实现最好的分解效果，设计了一种新型的文化遗传算法，通过引入质量标尺和协同学习机制，使得该算法能够高效地将全局 QoS 约束分解为对应于每一个服务类的局部 QoS 约束。接着结合候选服务之间的依赖冲突关系，对候选服务空间进行过滤。其中，自适应替换策略用于动态调整 QoS 约束分解的边界，确保每一个服务类下都拥有满足多约束条件的候选服务。最终通过局部寻优得到满足用户需求的组合服务。仿真实验表明，该方法在获取接近全局最优的组合服务的同时，缩短了计算时间，能够在动态变化的网络环境中实时地为用户提供高质量的组合服务。下一步工作将研究如何根据服务的语义描述来挖掘候选服务之间的功能性约束关系，从而提高本方法在真实环境下的适用性。

参考文献:

[1] 范小芹，蒋昌俊，方贤文. 基于离散微粒群算法的动态 Web 服务选择 [J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 147-156.
Fan Xiaoqin, Jiang Changjun, Fang Xianwen. Dynamic Web Service Selection Based on Discrete Particle Swarm Optimization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(1):147-156.

[2] 刘志忠，彭辉，曹雷. 面向全局约束的 QoS 分解与服务状态监控机制研究 [J]. 电子学报，2016, 44(4): 886-892.
Liu Zhizhong, Peng Hui, Cao Lei. Research on QoS Dicomposing and Service Status Monitor for Composite Service with Global QoS Constraint [J]. Acta Electronica

Sinica, 2016, 44(4): 886-892.

[3] Alrifai M, Risse T. Combining global optimization with local selection for efficient QoS-aware service composition [C]// International Conference on World Wide Web. New York, NY, USA: ACM, 2009: 881-890.

[4] 王尚广, 孙其博, 杨放春. 基于全局 QoS 约束分解的 Web 服务动态选择 [J]. 软件学报, 2011, 22(7): 1426-1439.
Wang Shangguang, Sun Qibo, Yang Fangchun. Web Service Dynamic Selection by the Decomposition of Global QoS Constraints [J]. Journal of Software, 2011, 22(7): 1426-1439.

[5] Lins F, Rosa N. A Survey on QoS-Aware Evolutionary Web Service Composition [J]. International Journal of Scientific & Engineering Research (S2229-5518), 2014, 5: 172-180.

[6] 梁中军, 邹华, 郭静. 基于局部近似过滤的多约束服务选择方法 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35(10): 2314-2320.
Liang Zhongjun, Zou Hua, Guo Jing. Multi-constraint Service Selection Based on Local Approximate Filter [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(10): 2314-2320.

[7] Alrifai M, Skoutas D, Risse T. Selecting skyline services for QoS-based web service composition [C]// International Conference on World Wide Web. New York, NY, USA: ACM, 2010: 11-20.

[8] Rodriguez Mier P, Pedrinaci C, Lama M, et al. An Integrated Semantic Web Service Discovery and Composition Framework [J]. IEEE Transactions on Services Computing (S1939-1374), 2016, 9(4): 537-550.

[9] Li J, Zheng X L, Chen S T, et al. An efficient and reliable approach for quality-of-service-aware service composition [J]. Information Sciences (S0020-0255), 2014, 269(4): 238-254.

[10] Zhao X, Song B, Huang P, et al. An improved discrete immune optimization algorithm based on PSO for QOS-driven web service composition [J]. Applied Soft Computing (S1568-4946), 2012, 12(8): 2208–2216.

[11] Wang Z J, Liu Z Z, Zhou X F, et al. An approach for composite web service selection based on DGQoS [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (S0268-3768), 2011, 56(9): 1167-1179.

[12] Rodriguez-Mier P, Mucientes M, Lama M. A Hybrid Local-Global Optimization Strategy for QoS-Aware Service Composition [C]// IEEE International Conference on Web Services. USA: IEEE Computer Society, 2015: 735-738.

[13] 马超, 邓超, 熊尧. 一种基于混合遗传和粒子群的智能优化算法 [J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(11): 2278-2286.
Ma Chao, Deng Chao, Xiong Yao. An Intelligent Optimization Algorithm Based on Hybrid of GA and PSO [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(11): 2278-2286.

[14] Liu Z Z, Xue X, Shen J Q, et al. Web service dynamic composition based on decomposition of global QoS constraints [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (S0268-3768), 2013, 69(9): 2247-2260.

[15] 刘全, 王晓燕, 傅启明. 双精英协同进化遗传算法 [J]. 软件学报, 2012, 23(4): 765-775.
Liu Quan, Wang Xiaoyan, Fu Qiming. Double Elite Coevolutionary Genetic Algorithm [J]. Journal of Software, 2012, 23(4): 765-775.

[16] Tang M, Ai L. A hybrid genetic algorithm for the optimal constrained web service selection problem in web service composition [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. USA: IEEE, 2010: 1-8.

[17] Lin S Y, Lai C H, Wu C H, et al. A trustworthy QoS-based mechanism for web service discovery based on collaborative filtering [C]// International Conference on Ubiquitous & Future Networks. USA: IEEE, 2013:71-76.

[18] Al-Masri E, Mahmoud Q H. QoS-based Discovery and Ranking of Web Services [C]// International Conference on Computer Communications and Networks. USA: IEEE, 2007: 529-534.

https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal/vol30/iss10/36
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810036