

基于离散粒子群算法的动态 Web 服务组合

张燕平^{1,2} 荆紫慧^{1,2} 张以文^{1,2} 钱付兰^{1,2} 石磊¹

(安徽大学计算机科学与技术学院 合肥 230039)¹

(安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室 合肥 230601)²

摘要 随着互联网中 Web 服务数量急剧增加,如何从大量候选服务中快速、动态地选择出满足用户 QoS 需求的服务组合是亟待解决的关键问题。提出一种基于离散粒子群智能优化算法的 DDPSO 算法,以解决动态 Web 服务组合问题。首先引入 Skyline 技术来剔除冗余候选服务,以降低服务选择时空开销。其次针对 PSO 易陷入早熟收敛状态,使用 Trimming Operators 保证粒子群多样性,增强全局搜索能力。最后通过真实数据集和随机数据集的大量仿真实验验证了本算法的可行性和有效性。

关键词 服务组合,服务质量,离散 PSO 算法,早熟收敛处理, Skyline 技术

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.016

Dynamic Web Service Composition Based on Discrete Particle Swarm Optimization

ZHANG Yan-ping^{1,2} JING Zi-hui^{1,2} ZHANG Yi-wen^{1,2} QIAN Fu-lan^{1,2} SHI Lei¹

(Department of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230039, China)¹

(Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China)²

Abstract With the increasing of Web services, how to choose service composition that meets user's QoS requirements from a large number of candidate services quickly and dynamically is the key issue. In order to solve this problem, a new DDPSO algorithm was proposed based on discrete particle swarm intelligence optimization. First, the cost of time and space was reduced by using the Skyline technology to eliminate redundant candidate services. Second, the diversity of particles was kept and the global search ability was increased by using the Trimming Operators. Finally, a large number of simulation experiments were carried on the actual and random data set, and the results validate the feasibility and efficiency of the algorithms.

Keywords Service composition, Quality of service, Discrete PSO, Premature convergence process, Skyline operator

1 引言

Web 服务作为一种新兴的 Web 应用模式,近年来得到快速发展与应用。Web 服务组合(Web service Composition, WSC)通过重用已有的分布于 Internet 中的各类服务,实现服务间的无缝集成,构建出满足用户需求的应用。随着 Web 服务技术的迅猛发展与广泛应用,网络上出现了大量功能相同且服务质量(QoS)属性不同的候选 Web 服务。如何高效动态地把现存各类 Web 服务聚合起来以形成新的满足不同用户需求的增值服务,已成为新的应用需求和研究热点^[1,2]。

近年来国内外很多学者对基于 QoS 的 Web 服务动态组合问题进行了大量研究。Liu 等人^[3]提出一种可扩展 QoS 计算模型,结合用户反馈信息实现 QoS 数据开放、公平性管理,但没有解决基于 QoS 的服务组合问题。Zeng 等人^[4,5]主要关注基于服务质量的动态服务组合,使用全局规划寻找服务组合模型,再利用混合线性规划技术为每个抽象服务寻求最

佳具体服务。Ardagna 等人^[6]将其方法扩展为带有约束条件的线性规划模型,以解决服务组合问题。当服务规模较小时,线性规划技术还是非常有效的解决方法。但这些方法时间复杂度高,可扩展性较差^[7]。Yu 等人^[8]提出使用启发式算法解决服务组合优化问题,可更有效地找到近似最佳解。遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)是服务组合优化领域中两种比较典型的进化算法^[9]。与遗传算法相比,PSO 具有参数少、收敛速度快的特点,在很多优化问题上表现出良好的搜索能力,但种群中的粒子易被当前全局最优粒子吸引而快速收敛于局部最优值,导致早熟。范小芹等人设计了一种面向动态 Web 服务选择的离散粒子群算法,针对进化算法容易陷入局部极值这一缺陷,定义了粒子无希望/重希望准则以保证粒子群的多样性^[1]。曾建潮等人提出一种能保证以概率 1 全局收敛的 PSO 算法,并对其全局收敛性进行理论分析和证明,同时给出了两种停止进化微粒的重新产生方法^[10]。以上算法均旨在改善算法本身的基础上提高服务组合效率,当面对

收稿日期:2014-04-13 返修日期:2014-05-30 本文受国家自然科学基金项目(61175046),安徽省自然科学基金项目(1408085MF132)资助。

张燕平(1962—),女,博士,教授,主要研究方向为智能计算与商空间理论、机器学习方法与应用, E-mail: zhangyp2@gmail.com; 荆紫慧(1991—),女,硕士,主要研究方向为智能计算、云计算; 张以文(1976—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能计算、云计算; 钱付兰(1978—),女,博士生,讲师,主要研究方向为云计算、社交网络。

成千上万的候选服务时,仍会产生巨大的服务选择时间开销。本文从新角度透视服务选择时间开销,在引入 Skyline 技术^[11]剔除冗余候选服务的基础上,采用离散粒子群算法从 Skyline 服务中选择出满足用户综合 QoS 约束的服务组合,同时使用 Trimming Operators 对粒子群早熟收敛现象进行处理。与已有算法^[12]相比,DDPSO 算法收敛性能更好,解质量大大提高,可快速选择出满足用户需求的较好服务组合。

2 Web 服务组合模型

2.1 Web 服务组合问题描述

定义 1(服务类, S) 其是一组功能相同而非功能属性(QoS)不同的具体服务的抽象,是组合服务的基本构成单元。例如第 j 个服务类 $S^j = \{S_1^j, S_2^j, \dots, S_h^j, \dots, S_m^j\}$, S^j 对应 m 个具体候选服务。

定义 2(组合服务, CS) 组合服务由来自不同服务类的候选服务组成。组合服务抽象描述为 $CS = \{S^1, S^2, \dots, S^j, \dots, S^n\}$, 有 n 个服务类,每个服务类均有相应的候选服务集。

Web 服务组合一般有 4 种基本结构:顺序、并行、选择、循环,如图 1 所示。

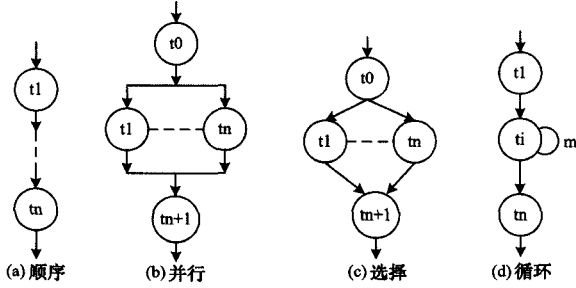


图 1 Web 服务组合基本结构

2.2 基于 QoS 的服务组合问题模型

由于其它 3 种非顺序型服务组合模型均可转化为顺序型结构,本文以顺序结构模型(见图 1(a))为基础研究服务组合优化问题。假设 Web 服务包含 4 个 QoS 参数,即响应时间 RT(response time)、可靠性 RL(reliability)、可用性 A(availability)、吞吐量 T(throughput),服务组合中基本服务数为 n 。 S_h^i 和 CS 的服务质量模型分别为 $Q_{S_h^i} = (RT_{S_h^i}, RL_{S_h^i}, A_{S_h^i}, T_{S_h^i})$, $Q_{CS} = (RT_{CS}, RL_{CS}, A_{CS}, T_{CS})$ 。服务组合顺序模型 QoS 的计算方法如式(1):

$$\begin{cases} RT_{CS} = \sum_{j=1}^n RT_{S_h^j} \\ RL_{CS} = \prod_{j=1}^n RL_{S_h^j} \\ A_{CS} = \prod_{j=1}^n A_{S_h^j} \\ T_{CS} = \prod_{j=1}^n T_{S_h^j} \end{cases} \quad (1)$$

在实际应用中, QoS 属性分量具有不同量纲,目标方向也可能不一致,因此计算组合方案综合 QoS 前需对服务 QoS 向量作归一化处理^[9]:

$$Q'_{h,k} = Q_{h,k} / \sum_{h=1}^m Q_{h,k} \quad (2)$$

$$Q'_{h,k} = 1 - Q_{h,k} / \sum_{h=1}^m Q_{h,k} \quad (3)$$

其中, $Q_{h,k}$ 表示第 h 个基本服务 S_h 的第 k 个质量属性, $\sum_{h=1}^m Q_{h,k}$ 是 S_h 所属服务类对应的候选服务集中所有候选服务的第 k

个属性之和。积极 QoS 属性用式(2)计算,消极 QoS 属性用式(3)计算。服务组合 QoS 效用函数计算方法如式(4):

$$Unity(CS) = \sum_{k=1}^4 Q'_{CS,k} \times w_k \quad (4)$$

其中, $Q'_{CS,k}$ 是组合服务 CS 归一化处理后计算所得的第 k 个属性; w_k 是 $Q'_{CS,k}$ 对应权重,代表用户的偏好度或优先级。

3 DDPSO 算法描述

3.1 DDPSO 算法思想与模型

3.1.1 传统 PSO 算法

粒子群算法(PSO)由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出^[13],是一种启发式进化计算方法,来源于对社会群体智能行为的简化模拟。PSO 算法中每个粒子的位置都代表优化问题的一个解,其速度决定飞行方向和下一步位移。每次迭代过程中,粒子通过跟踪两个极值进行更新,一个是粒子本身经过的历史最优解 p_i ,另一个是种群找到的全局最优解 p_g 。假设搜索空间为 n 维,粒子 i 的位置 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$,速度 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})$,粒子 i 的历史最优解 $p_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,n})$,全局最优解 $p_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,n})$ 。粒子 i 的速度和位置更新公式为:

$$v_{i,n}^{t+1} = v_{i,n}^t + c_1 \delta(p_{i,n}^t - x_{i,n}^t) + c_2 \eta(p_{g,n}^t - x_{i,n}^t) \quad (5)$$

$$x_{i,n}^{t+1} = x_{i,n}^t + v_{i,n}^{t+1} \quad (6)$$

其中 t 为粒子 i 的当前进化代数,非负常数 c_1, c_2 是学习因子,决定 p_i, p_g 对新速度的影响程度, δ 和 η 是 $[0, 1]$ 区间上均匀分布的随机变量。

3.1.2 DDPSO 编码方案

设组合服务 CS 抽象表示为 $CS = \{S^1, S^2, \dots, S^d, \dots, S^n\}$, 其各个服务类对应的候选服务数分别为 $h_1, h_2, \dots, h_d, \dots, h_n$ 且 $h_d \in \mathbb{N}^+ \wedge d \in [1, n]$, 则服务组合解空间大小为 $\prod_{d=1}^n h_d$ 。DDPSO 算法将种群粒子所有维上的运动区间设置为连续圆周轨道^[9],即将粒子位置转化为实数型编码,粒子在 d 维上的取值范围在连续区间 $[0, h_d]$ 内。

当采用效用函数评价粒子位置的优劣时,需先用模糊函数将粒子各维上的位置映射为相对应区间内的整数,模糊函数 fd 为

$$fd(x'_{i,d}) = \begin{cases} z, & (z-0.5) < x'_{i,d} < (z+0.5) \\ rdm(z, z+1), & x'_{i,d} = (z+0.5) \\ h_d, & x'_{i,d} \in [0, 0.5) \cup (h_d-0.5, h_d) \\ rdm(h_d, 1), & x'_{i,d} = 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $x'_{i,d}$ 是粒子 i 第 t 代 d 维运动轨道上的位置, h_d 是轨道周长,即抽象服务类 S^d 的候选服务数目。将 S^d 的候选服务集中的每个具体服务依次进行编码,则第 z 个具体服务对应的编码为 z ,其中 z 是区间 $[1, h_d]$ 上的整数。 $rdm(z, z+1)$ 表示当 $x'_{i,d}$ 的值为 $(z+0.5)$ 时, $fd(x'_{i,d})$ 随机取值 z 或 $z+1$ 。粒子连续位置经过模糊函数转化为离散的具体服务编号,然后可根据式(4)计算出相应组合服务效用值,从而对粒子位置优劣做出评价。

3.1.3 DDPSO 形式化描述

基于 QoS 约束的服务组合重点是从所有可能的服务组合中选择一个 QoS 效用函数最大且满足约束条件的服务组合。假设 QoS 约束条件 $CONS = \{C_1, C_2, \dots, C_r\}, 0 \leq r \leq$

$k, S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为任意一服务组合, 则 Web 服务组合优化问题形式化描述为:

$$\begin{aligned} \text{Max } \text{Unity}(S) \\ Q_s \leq \text{CONS}, \forall C_r \in \text{CONS} \end{aligned} \quad (8)$$

本文只需从 Skyline 服务^[11]中使用 DDPSO 算法进行服务选择, 解决 Web 服务组合优化问题。粒子位置更新方式为:

$$\begin{aligned} v_{i,d}^{t+1} &= x_{i,d}^t \otimes (-\text{mod}(2\pi \times |\lambda| \times x_{i,d}^t / h_d, 2\pi)) \otimes \\ &\quad \text{mod}(2\pi \times \rho / h_d, 2\pi) \\ x_{i,d}^{t+1} &= \text{mod}(x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}, h_d) \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $x_{i,d}^t$ 表示第 t 代粒子 i 在 d 维上的位置, $-\text{mod}(2\pi \times |\lambda| \times x_{i,d}^t / h_d, 2\pi)$ 与 $\text{mod}(2\pi \times \rho / h_d, 2\pi)$ 表示将 $x_{i,d}^t$ 顺时针与逆时针旋转的角度, $\text{mod}(x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}, h_d)$ 保证旋转后粒子 d 维上位置在 $[0, h_d]$ 区间内。 $\rho = (c_1 \delta p_{i,d} + c_2 \eta p_{g,d})$, $\lambda = -(c_1 \delta + c_2 \eta)$, δ 和 η 的含义与传统 PSO 算法一致, c_1, c_2 计算方式如下:

$$c_1 = \rho_1 + \cos^2(\rho_1 \times t/T) + \beta \times \mu / \omega \quad (10)$$

$$c_2 = \rho_1 + \sin^2(\rho_1 \times t/T) + \beta \times \mu / \omega \quad (11)$$

其中, t 是当前进化代数, T 是总进化代数, $\rho_1 = 1.31$ 为常数, μ 是 $(0, 1)$ 区间上均匀分布的随机数, $\omega \in [2, 10]$ 用于控制随机数 μ 的震荡幅度, β 取值 1 或 0, 分别表示 c_1 和 c_2 在动态变化过程中是否加入一个随机扰动量 μ/ω , 具体细节可参考文献[9]。

3.2 早熟收敛处理

Web 服务组合优化问题中最优解可不唯一或被大量劣解包围。针对 PSO 算法解决该类问题易陷入早熟收敛导致求得结果往往为局部最优解, 本文根据种群中所有粒子与全局最优粒子间的布尔距离以及进化过程中全局最优粒子效用函数的变化, 判断粒子群早熟收敛, 同时采用 Trimming Operators^[14]增加种群多样性。

定义 3(粒子间布尔距离, $dis_{i,j}$)

$$dis_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{d=1}^N \text{iff}(fd(x_{i,d}) \neq fd(x_{j,d}), 1, 0)$$

其中, N 是粒子总维数, $dis_{i,j}$ 表示粒子 i 和 j 之间布尔距离的大小, 其值越小表示粒子间越接近。

定义 4(粒子群多样性, $psdis$)

$$psdis = \sum_{i=1}^m dis_{i,g} / m$$

式中, m 是粒子群大小, $dis_{i,g}$ 是粒子 i 和全局最优粒子 g 之间的布尔距离。 $psdis$ 越大表示粒子群多样性越强。

定义 5(K 代最优算术平均, kma)

$$kma = \frac{1}{K} \sum_{k=t-K+1}^t \text{Unity}(x_k^t)$$

kma 计算粒子群最近 K 代全局最优效用值的平均值。本文参考文献[9], 当 $psdis$ 小于 0.35 且 kma 在连续 10 代内不发生变化时, 则认为粒子群早熟, 启动早熟收敛机制增加种群多样性。

定义 6(粒子族) 设对于 n 维 m 粒子群中任意粒子 i 与粒子 j , 若 $\forall d \in [1, n], fd(x_{i,d}) = fd(x_{j,d})$, 则粒子 i 与 j 属于同一个族, 即同一族内的所有粒子对应的组合服务方案相同。

早熟收敛机制描述如下:

算法 1 Trimming Operators

Step1 剔除冗余粒子

假设将整个粒子群划分为 z 个族, 每个族将保留一个粒子, 其它所有冗余粒子全部剔除, 经过处理后只剩 z 个属于不同族的粒子。

Step2 粒子重生

将 Step1 剔除的 $m-z$ 个粒子重新初始化。即从所有候选服务集中随机挑选一个服务构成粒子新位置。

经过 Trimming Operators 处理后, “新旧粒子”协同解决组合服务优化问题, 既继承了整个粒子群历史经验又添加了新粒子成员, 增加了种群多样性, 提高了全局搜索能力, 有效地解决了粒子群的早熟收敛。

3.3 DDPSO 算法流程

根据以上思想, 基于 DDPSO 算法的 Web 服务组合归纳表述如下。

算法 2 DDPSO 算法

Step1 使用 Skyline 操作处理所有服务类的候选服务集, 得到每个服务类的 Skyline 服务;

Step2 设置当前迭代次数 $t=0$, 并初始化粒子群中 m 个粒子的位置;

Step3 计算粒子群中所有粒子的效用值 $\text{Unity}_{\text{PS}} = (\text{Unity}(x_1^0), \text{Unity}(x_2^0), \dots, \text{Unity}(x_m^0))$;

Step4 粒子历史最优位置 $p_i^0 = x_i^0$, 根据 $\max(\text{Unity}(x_1^0), \text{Unity}(x_2^0), \dots, \text{Unity}(x_m^0))$ 求出种群中最优粒子下标 g , 更新粒子全局最优位置 $p_g^0 = x_g^0$;

Step5 根据式(9)更新粒子速度及位置;

Step6 $t=t+1$;

Step7 计算粒子群中所有粒子效用值 $\text{Unity}_{\text{PS}} = (\text{Unity}(x_1^t), \text{Unity}(x_2^t), \dots, \text{Unity}(x_m^t))$;

Step8 更新粒子历史最优解;

$$p_i^t = \text{iff}(\text{Unity}(x_i^t) > \text{Unity}(p_i^{t-1}), x_i^t, p_i^{t-1})$$

Step9 由 $\max(\text{Unity}(x_1^t), \text{Unity}(x_2^t), \dots, \text{Unity}(x_m^t))$ 找出种群中全局最优粒子下标 g^t , 更新粒子群全局最优解;

$$p_g^t = \text{iff}(\text{Unity}(x_g^t) > \text{Unity}(p_g^{t-1}), x_g^t, p_g^{t-1})$$

Step10 计算粒子群多样性 $psdis$ 和 K 代最优算术平均 kma , 判断粒子群是否收敛;

Step11 If(满足收敛条件) then 启动 Trimming Operators 增加种群多样性;

Step12 If $t < T$ (最大迭代次数) then 转到 Step5;

Step13 输出最优组合服务。

DDPSO 算法首先对所有服务类对应的候选服务集使用 Skyline 操作剔除那些被其他服务支配的候选服务, 保留可能成为最优服务组合的潜在候选者, 从而得到 Skyline 服务。然后从每个服务类的 Skyline 服务中进行 Web 服务选择以缩小服务选择搜索空间, 大大提高求解效率。Trimming Operators 针对粒子群易陷入早熟收敛状态的情况进行有效处理, 扩大搜索空间, 改善解质量。

4 实验仿真与分析

本文采用顺序组合模型, 默认包含 7 个服务类, 实验数据集采用两种数据集, 即公共有效数据集 QWS^[15,16] 和随机生

成数据集。QWS 数据集的所有数据均来自 Internet 真实公共 Web 服务。该数据集包含 2500 个 Web 服务及其对应的 9 个 QoS 属性值,本文挑选 4 个 QoS 属性:响应时间、可用性、可靠性及吞吐量。随机数据集 QoS 属性在规定范围内均匀分布,参数取值范围如表 1 所列。DDPSO 代表本文提出的算法,RMPSO 代表文献[12]中的算法,假设种群规模 $m=20$ 。

表 1 随机数据集 QoS 属性取值范围

QoS 属性	取值范围
response time	(0,2000)
availability	[0.8,1.0)
reliability	[0.5,1.0)
throughout	[0.2,1.0)

4.1 DDPSO 算法 Skyline 技术影响实验

图 2 表示引入 Skyline 技术对 DDPSO 算法时间开销的影响。迭代次数 $T=500$,纵坐标表示算法运行时间开销。

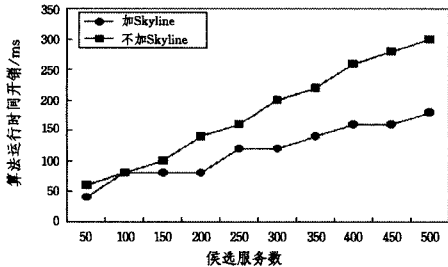


图 2 DDPSO 算法时间开销

从图 2 可看出,将 Skyline 操作引入到本文算法中,算法运行时间平均开销从 180ms 减少到 116ms,明显降低;尤其是随着候选服务规模的增大,时间开销降低效果更为显著。目前随着网络上大量候选服务的涌现,快速有效地选择出满足用户需求的服务组合非常困难,而 Skyline 技术恰好可有效地解决此问题。因此 Skyline 技术对解决快速服务选择问题具有非常重要的实践价值。

4.2 DDPSO 算法早熟收敛处理影响实验

针对粒子群算法解决组合优化问题时种群易陷入早熟收敛,从而导致求得结果往往为局部最优解而非全局最优解的问题,本文采用 Trimming Operators 增加种群多样性,增强粒子群全局搜索能力,提高组合服务质量。图 3 所示为早熟收敛处理机制 Trimming Operators 对 DDPSO 算法产生的组合服务质量的影响情况,Unity 均值表示算法相应运行次数的解的平均值。从图 3 可以看出,DDPSO 算法使用 Trimming Operators 增加种群多样性后,组合服务质量显著提高,从而证实了 Trimming Operators 操作能够有效处理粒子群早熟收敛现象,对提高组合服务质量有重要意义。

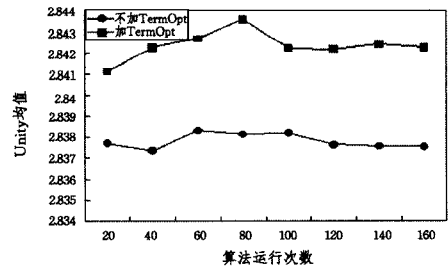


图 3 Trimming Operators 有效性验证

4.3 DDPSO 算法综合性能实验

接下来将 DDPSO 算法与 RMPSO 算法进行对比实验,以验证本文算法的综合性能,所有实验结果取算法运行 50 次的平均值。

图 4 为考虑服务规模分别为 5,10,15,20 时,随着迭代次数的增加,DDPSO 与 RMPSO 算法搜索效率的对比情况。

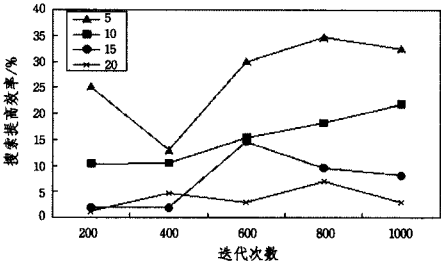


图 4 DDPSO 不同服务规模下的搜索效率

从图 4 可看出,本文的 DDPSO 算法相对于 RMPSO 算法在搜索效率上有不同程度的提高,即找到了最优解迭代次数的减少程度。服务规模为 5 时,DDPSO 算法搜索效率最大提高接近 35%。DDPSO 算法随着服务规模的增大,搜索效率下降,但仍比 RMPSO 搜索效率高,最少可提高约 2%。由此可验证 DDPSO 算法解决大规模组合服务的可行性与有效性。

图 5 和图 6 为考虑 DDPSO 算法与 RMPSO 算法不同迭代次数及不同候选服务规模下的组合服务质量。

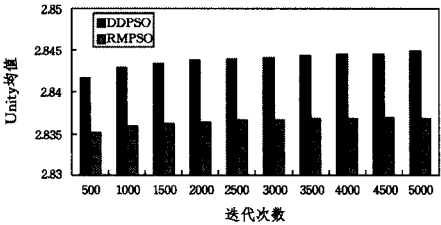


图 5 DDPSO 和 RMPSO 不同迭代次数下的 Unity 均值

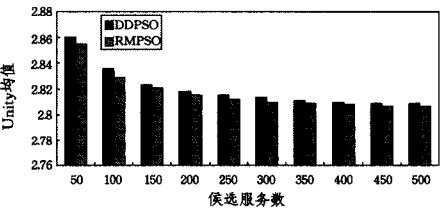


图 6 $T=500$, DDPSO 和 RMPSO 不同候选服务规模下的 Unity 均值

从图 5 和图 6 可看出,DDPSO 算法所得解的质量优于 RMPSO 算法所得解的质量,特别是在不同迭代次数下(见图 5)DDPSO 算法的解的质量明显高于 RMPSO 算法。本文针对粒子群算法易陷入早熟收敛而导致所求得解为局部最优解的缺点,采用 Trimming Operators 机制进行处理。Trimming Operators 先剔除冗余粒子,然后再重新初始化去除的粒子,实现“粒子重生”。该机制既保留了粒子群的历史经验,又将新成员粒子加入到种群中以增加种群多样性,增强了全局寻优搜索能力,从而提高了组合服务解质量。

图 7 和图 8 示出了 DDPSO 算法与 RMPSO 算法在不同迭代次数及不同候选规模下找到最优解所需的平均迭代次数。

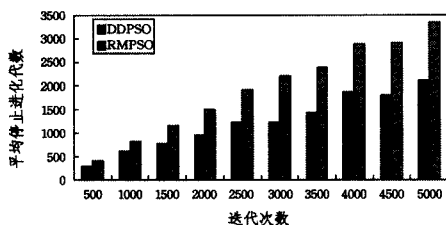


图7 DDPSO 和 RMPSO 不同迭代次数下最优解的平均迭代次数

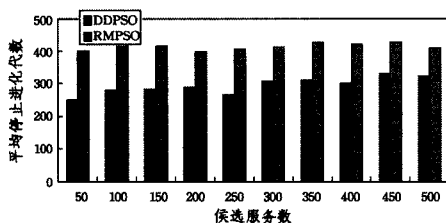


图8 $T=500$, DDPSO 和 RMPSO 不同候选服务规模下最优解的平均迭代次数

从图7和图8可看出,DDPSO算法最优解的迭代次数较RMPSO算法的大大减少,实现了快速收敛。随着迭代次数的增加,差距进一步扩大,DDPSO算法可快速进行服务选择的劣势更为明显。大规模候选服务下,DDPSO算法仍可高效地选择出满足用户需求的最优服务组合。DDPSO算法在粒子群搜索最优服务组合前使用 Skyline 技术剔除冗余服务,获得每个服务类的 Skyline 服务,从而在每个服务类的 Skyline 服务中进行 Web 服务选择,大大缩小了服务选择搜索空间,提高了求解效率。

以上实验结果验证了本文提出的 DDPSO 算法比 RMP-SO 算法收敛速度更快,能高效搜索出满足用户 QoS 约束的服务组合,其服务选择所需迭代次数明显减少,同时解质量也有显著提高,从而克服了目前候选 Web 服务数量的急剧增加对服务选择的研究带来的挑战。

结束语 本文提出一种基于离散粒子群算法的动态 Web 服务组合方法,将 Skyline 技术应用到服务组合问题中,缩小服务选择搜索空间,提高服务选择效率;并使用 Trimming Operators 增加粒子群多样性,增强全局搜索能力,提高服务组合质量。实验结果验证了本文 DDPSO 算法的可行性与有效性,其收敛速度及求解质量较 RMPSO 算法均有显著提高。

参考文献

- [1] 范小芹,蒋昌俊,方贤文,等. 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 Xiao-qin, Jiang Chang-jun, Fang Xian-wen, et al. Dynamic Web Service Selection Based on Discrete Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010,47(1):147-156
- [2] 李金忠,夏洁武,唐卫东,等. 基于 QoS 的 Web 服务选择算法综述[J]. 计算机应用研究,2010,27(10):3622-3627
Li Jin-zhong, Xia Jie-wu, Tang Wei-dong, et al. Survey on Web services selection algorithms based on QoS[J]. Application Re-

search of Computers,2010, 27(10):3622-3627

- [3] Liu Y, Ngu A H, Zeng L Z. QoS computation and policing in dynamic web service selection[C]//Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters. ACM,2004:66-73
- [4] Zeng L, Benatallah B, Dumas M, et al. Quality driven web services composition[C]//Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web. ACM,2003:411-421
- [5] 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
- [6] Ardagna D, Pernici B. Adaptive service composition in flexible processes[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2007,33(6):369-384
- [7] Maros I. Computational techniques of the simplex method[M]. Springer,2003
- [8] Yu T, Zhang Y, Lin K J. Efficient algorithms for Web services selection with end-to-end QoS constraints[J]. ACM Transactions on the Web (TWEB),2007,1(1):6-32
- [9] 温涛,盛国军,郭权,等. 基于改进粒子群算法的 Web 服务组合[J]. 计算机学报,2013,36(5):1031-1046
Wen Tao, Sheng Guo-jun, Guo Quan, et al. Web Service Composition Based on Modified Particle Swarm Optimization[J]. Chinese Journal of Computers,2013,36(5):1031-1046
- [10] 曾建潮,崔志华. 一种保证全局收敛的 PSO 算法[J]. 计算机研究与发展,2004,41(8):1333-1338
Zeng Jian-chao, Cui Zhi-hua. A Guaranteed Global Convergence Particle Swarm Optimizer[J]. Journal of Computer Research and Development,2004, 41(8):1333-1338
- [11] 王尚广,孙其博,张光卫,等. 基于云模型的不确定性 QoS 感知的 Skyline 服务选择[J]. Journal of Software,2012,23(6):1397-1412
Wang Shang-guang, Sun Qi-bo, Zhang Guang-wei, et al. Uncertain QoS-Aware Skyline Service Selection Based on Cloud Model[J]. Journal of Software,2012,23(6):1397-1412
- [12] Fethallah H, Chikh M A, Mohammed M, et al. QoS-aware service selection based on swarm particle optimization[C]//2012 International Conference on Information Technology and e-Services(ICITeS). IEEE,2012:1-6
- [13] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the 7th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway: IEEE Service Center,1995:39-43
- [14] Tao F, Zhao D, Yefa H, et al. Correlation-aware resource service composition and optimal-selection in manufacturing grid[J]. European Journal of Operational Research,2010,201(1):129-143
- [15] Al-Masri E, Mahmoud Q H. Discovering the best web service [C]//Proceedings of 16th International Conference on World Wide Web. ACM,2007:1257-1258
- [16] Al-Masri E, Mahmoud Q H. Investigating web services on the world wide web[C]//Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web. ACM,2008:795-804