

蚁群算法及其应用研究进展

倪庆剑 邢汉承 张志政 王蓁蓁
(东南大学计算机科学与工程学院 江苏 南京 210096)

摘要 蚁群算法作为一种仿生进化算法,是受到真实蚁群觅食机制的启发而提出的。首先介绍了蚁群算法的基本原理和工作机制,然后分别就蚁群算法的理论和应用的研究现状进行了综述,主要包括蚁群算法的参数设置,蚁群算法的改进,蚁群算法的收敛性以及蚁群算法在组合优化问题和连续优化问题中的应用,并进一步给出了它们的研究重点和发展方向,最后是关于蚁群算法的研究展望和面临的挑战,提出了蚁群算法研究中值得探讨的一些课题。

关键词 群智能方法 蚁群算法 优化问题

ANT COLONY ALGORITHM AND ITS APPLICATIONS REVIEW AND PROGRESS

Ni Qingjian Xing Hancheng Zhang Zhizheng Wang Zhenzhen
(School of Computer Science and Engineering Southeast University Nanjing 210096, Jiangsu, China)

Abstract The ant colony algorithm is a metaheuristic algorithm for optimization problems which is inspired by foraging mechanisms of real ant colonies. The basic principle and working mechanism of ant colony algorithm are firstly introduced and current researches in theories and applications of ant colony algorithm are also overviewed respectively which are related to the configuration of parameters, improvements, convergence analysis and applications in dynamic combinatorial optimization problems and continuous optimization problems. At the same time, further focusing areas and exploitation directions are presented. Finally, some remarks on the future trends and challenges faced as well as existing problems related to ant colony algorithm are discussed and concluded.

Keywords Swarm intelligence Ant colony algorithm Optimization problem

0 引言

蚁群算法 (Ant Colony Algorithm) 是由意大利学者 Dorigo 等^[1]人在 20 世纪 90 年代受到真实蚁群的觅食机制的启发而提出的一种新的进化计算方法。最早的蚁群算法是蚂蚁系统 (Ant System), 研究者们根据不同的改进策略对蚂蚁系统进行改进并开发了不同版本的蚁群算法, 并成功地应用于优化领域。

蚁群算法具有分布式计算, 无中心控制和分布式个体之间间接通信的特征, 易于与其它优化算法相结合, 蚁群算法通过简单个体之间的协作表现出了求解复杂问题的能力, 已被广泛应用于求解优化问题。蚁群算法相对易于实现, 且算法中并不涉及复杂的数学操作, 其处理过程对计算机的软硬件要求也不高, 因此对它的研究在理论和实践中都具有重要的意义。

目前国内外的许多研究者和研究机构都开展了对蚁群算法理论和应用的研究。比利时布鲁塞尔自由大学的 IRIDIA 实验室, 瑞士的 IDSIA 等都是目前在蚁群算法研究领域较为活跃的机构。总的来说, 蚁群算法已成为国际计算智能领域关注的热点课题。蚁群算法作为群智能方法中的一种, 是每年一度的 IEEE Swarm Intelligence Symposium 中的重要内容。1998 年在布鲁塞尔召开了第一届蚁群优化和群智能国际研讨会, 此后该会每两年召开一次。虽然目前蚁群算法没有形成严格的理论基础, 但其作为一种新兴的进化算法已在智能优化等领域表现出了强大的生命力。

本文就蚁群算法的理论和应用研究现状进行了综述, 勾勒了当前蚁群算法研究领域的热点及发展趋势。

1 蚁群算法的基本原理

真实蚁群通过在觅食路径上释放信息素 (Pheromone) 最终可以在蚁穴和食物源之间找到一条最短路径, 蚁群算法正是通过模拟真实蚁群的这一特征工作的。

1.1 真实蚁群的觅食机理

蚂蚁是一种社会性昆虫, 蚂蚁之间可以相互协作完成复杂的任务。单个蚂蚁的行为较为简单, 但是由简单个体所组成的蚂蚁群体却表现出了极为复杂的行为。真实蚁群在觅食时能够在蚁穴和食物之间找到一条最短路径^[2], 并且在环境变化时, 比如出现新的障碍物时, 蚁群可以相互协作找到一条新的最短路径。

蚁群在觅食路径上释放信息素, 单个蚂蚁通过感知路径上的信息素强度按概率选择下一步的行进方向, 而蚂蚁之间则通过感知和释放信息素完成了间接的信息传递。当觅食路径上有了新的障碍物时, 信息素轨迹暂时被隔断, 此时蚂蚁随机地选择下一步的行进方向, 而恰好选择了障碍物附近新的最短路径的那些蚂蚁将最先重构起连续的信息素轨迹, 久而久之, 选择短

收稿日期: 2006-12-19 国家自然科学基金 (90412014) 资助。倪庆剑, 博士生, 主研领域: 群智能方法, 机器学习。

径的蚂蚁越来越多, 使得短路径上的信息素的强度越发大于较长路径上的信息素强度, 从而使得后续的蚂蚁以较大的概率选择短路径, 这种自身催化过程形成的信息正反馈机制使得蚁群最终可以找到新的最短路径。

1.2 蚁群算法的基本原理

蚁群算法是通过模拟真实蚁群的觅食机理求解优化问题的, 最早是 Dorigo^[3]等提出的蚂蚁系统, 被用来解决旅行商问题, 后来经过 Dorigo和 Gambardella等^[4-6]人的改进后称为蚁群算法 (Ant Colony Algorithm)或蚁群优化算法 (Ant Colony Optimization Algorithm)。

蚁群算法模拟真实蚁群的觅食机制^[5], 引入了信息素概念及相关的信息素更新机制。但与真实蚁群中的蚂蚁不同, 蚁群算法中的蚂蚁被赋予了部分记忆, 并且可以感知某些启发信息, 这种记忆并非存储于蚂蚁个体, 而是分布在路径上。蚁群通过感知路径上的信息素进行通信。蚂蚁之间的这种间接通信方式称为 Stigmergy机制, 个体之间并不直接进行信息交互, 而是通过改变它们共同存在的环境进行交互, 个体又通过对环境的改变去影响其它个体的行为, 从而形成了一种正反馈机制。

蚁群算法最初被应用于对称旅行商问题 (Symmetric TSP), 下面以文献[5]中提出的蚁群系统求解对称旅行商问题说明蚁群算法的基本原理。

经典的对称旅行商问题简单描述如下: 任给 n 个城市 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, n 个城市之间的边的集合 $A = \{(i, j) : i, j \in V_i, \text{城市 } i \text{ 和 } j \text{ 的 Euclidean 距离为 } d(i, j), d(i, j) \text{ 为边 } (i, j) \text{ 的长度, 这里 } d(i, j) = d(j, i)\}$ 。旅行商问题就是在有向图 $G(V, A)$ 中寻找一条长度最短的 Hamilton回路, 也就是寻找一条遍历所有 n 个城市有且仅有一次最后回到出发城市的最短路径。

在应用蚁群算法解决对称旅行商问题时, 每一条边 (i, j) 都有一个信息素强度值 $\tau(i, j)$, 它由蚁群算法的信息素局部更新规则和全局更新规则进行更新。

蚁群算法的工作过程简单描述如下: 将 m 个蚂蚁按照某种初始化规则分布在 n 个城市, 然后每个蚂蚁根据状态转移规则选择遍历的城市, 蚂蚁倾向于选择那些长度较短且信息素强度较高的路径。单个蚂蚁在遍历过程中根据信息素局部更新规则在路径上释放一定数量的信息素, 同时蚂蚁经过路径上的信息素随着时间的推移而蒸发。当所有的蚂蚁都完成了它们的遍历过程之后, 每个蚂蚁都建立了一条 Hamilton回路, 这条回路就是单个蚂蚁找得的旅行商问题的解, 此时可以计算出此次迭代的最短路径, 再应用信息素全局更新规则对获得最短路径的蚂蚁所经历的边上的信息素进行更新。此后算法反复迭代直至满足终止条件后结束。可见, 蚁群算法的求解过程主要由三个规则控制, 即状态转移规则, 信息素全局更新规则, 信息素局部更新规则。

(1) 状态转移规则 位于城市 i 的蚂蚁通过状态转移规则选择要访问的城市。

$$s = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{j \in J_k(i)} \{ [\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta \} & \text{if } q \leq q_0 \\ S & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 $J_k(i)$ 表示蚂蚁 k 在当前位置 i 能访问的城市的集合, 蚂蚁被赋予了记忆能力, 可以记录蚂蚁已经过的城市, 这种记忆一般通过设置禁忌表来实现。 $\eta = \frac{1}{d}$ 是城市间距离的倒数, 表达了启发式信息。 β ($\beta > 0$) 是描述状态转移时信息素和

启发式信息 (距离) 相对重要性的参数。 q 是服从均匀分布的 $[0, 1]$ 之间的随机数, q_0 是一个参数 ($0 \leq q_0 \leq 1$)。 S 是由式(2)给出的概率分布选出的一个随机变量。

$$P_k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{j \in J_k(i)} [\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta} & \text{if } j \in J_k(i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

由式(1)和(2)决定的状态转移规则被称为伪随机比例规则 (Pseudo-Random Proportional Rule)。状态转移规则使得蚂蚁倾向于选择短的且信息素强度高的路径。参数 q_0 决定了“勘探”(探索问题未知解空间以寻找那些可能最优的区域)和“开采”(充分利用已有的有效信息寻找可能最优的区域)之间的相对重要性: 当位于城市 i 的蚂蚁选择下一个将要访问的城市时, 它选择一个随机数 $0 \leq q \leq 1$ 。如果 $q \leq q_0$ 则根据启发信息和信息素强度取最好的边, 否则按照式(2)的随机比例规则选一条边。

(2) 信息素全局更新规则 蚁群算法中只有那些属于最短路径上的边的信息素才被得到增强。这种规则和伪随机比例规则的使用都是为了让算法的寻优过程更具有指导性: 最短路径的寻找始终是在当前找到的最短路径的附近进行。在所有的蚂蚁遍历完 n 个城市之后, 按照式(3)进行全局更新。

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \alpha) \cdot \tau(i, j) + \alpha \cdot \Delta\tau(i, j) \quad (3)$$
$$\Delta\tau(i, j) = \begin{cases} (L_{\text{best}})^{-1}, & \text{if } (i, j) \in \text{global-best-tour} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

α 是信息素的蒸发系数。 L_{best} 是实验开始至今的全局最短路径长度, 也有用此次迭代得到的最优路径的长度 L_i 来代替 L_{best} 的, 实验表明这两种情况下算法的性能差别较小, 取 L_{best} 的性能略微占优^[5]。

(3) 信息素局部更新规则 单个蚂蚁在遍历的过程中应用信息素局部更新规则对它所经过的边按照式(5)进行信息素更新。

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(i, j) + \rho \cdot \Delta\tau(i, j) \quad (5)$$

式(5)中, ρ 为参数, $0 < \rho < 1$ 。实验表明, 取 $\Delta\tau(i, j) = \gamma \cdot \max_{k \in J_k(i)} \tau(i, j)$ ($0 \leq \gamma < 1$ 为参数) 及 $\Delta\tau(i, j) = \tau_0$ (τ_0 为路径的初始信息素量) 时算法效果较好^[5]。局部更新规则使得被蚂蚁经过的路径减少了一部分信息素, 使得这些边被后来的蚂蚁经过的可能性减少, 增强了算法的“勘探”能力, 从而有效避免算法进入停滞状态 (所有的蚂蚁收敛到同一路径)。

总之, 蚁群算法先通过状态转移规则选择蚂蚁下一步将访问的城市, 在建立解的过程中应用信息素局部更新规则更新经过的路径上的信息素, 在遍历所有城市之后, 根据信息素全局更新规则对所有的路径上的信息素进行更新。

2 蚁群算法的改进及其理论研究

蚁群算法的理论研究主要集中在如下几个方面: 蚁群算法的参数设置, 蚁群算法的改进, 蚁群算法收敛性及工作机制的研究, 蚁群算法与其它算法的融合。

2.1 蚁群算法参数设置的研究

蚁群算法的参数设置对蚁群算法的性能有着重要的影响。总的来说, 蚁群算法中的参数包括初始蚁群中蚂蚁的数目 m ; 式(1)和(2)中的 β 和 q_0 ; 式(3)中的 α ; 式(5)中的 ρ 和 τ_0 等等。

其中 β 描述了状态转移时信息素和启发式信息之间的相对重要程度。 ρ 表达了算法在“勘探”和“开采”之间的折衷程度。 ρ 和 α 都刻画了信息素随时间的衰减程度。 τ_0 则是初始信息素的强度。

Sothori^[7] 分析了信息素相关参数对“勘探”和“开采”的影响, 提出了在蚁群算法运行之前加入一个预处理阶段, 这个阶段先不使用信息素找到一定数量的路径(即回路), 再从中选择部分路径在算法开始前初始化信息素, 获得了较好的效果。不同的参数组合影响着蚁群算法的性能, Pilla^[8] 以及 Gaerne^[9] 人将遗传算法与蚁群算法相结合, 应用遗传算法优化蚁群算法的参数, 获得了较好的效果。Meyer^[10] 研究了蚁群算法中参数对“勘探”行为, 即保持解的多样性的影响, 指出式(2)中的 β 不仅对协调“勘探”和“开采”行为有决定作用, 而且对系统的鲁棒性也有重要影响。

关于蚁群算法参数优化的研究相对较少, 然而蚁群算法的参数设置关系到算法最终的性能, 因此参数的设置原则值得更深入的研究。

2.2 蚁群算法的改进研究

为了提高蚁群算法的性能, 获得更快的收敛速度和求解质量, 很多研究工作围绕蚁群算法的改进展开。

Gambardella^[11] 将蚂蚁系统和增强学习中的 Q 学习算法融合在一起提出了 AntQ 算法。Dorigo^[3] 采用“精英策略”(Elite Strategy)对蚂蚁系统信息素更新机制进行改进, 即增强在每次迭代中找到最优路径的蚂蚁的重要性, 对其找到的路径增加额外的信息素, 这种策略改善了蚂蚁系统求解大规模问题的能力。

Tailard^[12] 提出了快速蚂蚁系统 FANT(Fast Ant System)的概念, FANT 为了避免算法收敛于局部最优而引入了信息素重置机制。Stutzke^[13] 提出了最大-最小蚂蚁系统(MAX-MN Ant System)的概念, 它和第一节中介绍的蚁群系统^[5]类似, 但最大-最小蚂蚁系统事先限定了路径上信息素的变化范围在 τ_{min} 和 τ_{max} 之间, τ_{min} 和 τ_{max} 是预先设定的参数, 这样有效避免了搜索陷入停滞。Blum 和 Dorigo^[14] 提出了超立方框架下的蚁群算法(HyperCube Framework for Ant Colony Optimization), 通过改进信息素更新规则并且限制信息素在 $[0, 1]$ 之间, 使得在这种框架下对蚁群算法的理论分析更容易, 而且增加了系统的鲁棒性。

最初的蚁群算法适用于解决组合优化问题, 现在也有学者尝试改进蚁群算法求解连续优化问题。Pourakdous^[15] 提出了只在信息素指导下进行寻优的求解连续优化问题的蚁群算法。De^[16] 提出了连续交互式蚁群算法(Continuous Interacting Ant Colony)求解多目标连续函数优化问题。改进蚁群算法求解连续优化问题的研究相对较少, 这是一个很有潜力的研究方向。

2.3 蚁群算法的收敛性及工作机制的研究

蚁群算法问世以来, 对蚁群算法的实验研究较多, 对算法本身收敛性的分析较少。蚁群算法的收敛性研究对深入理解蚁群算法的工作机理具有重要的理论价值, 同时在提高算法收敛速度改善算法性能方面也具有现实意义。因此蚁群算法的收敛性研究是近期蚁群算法理论研究中的一个重要内容。

Guth^[17] 基于图建立了蚁群算法解决组合优化问题的一般框架, 并且证明了在特定的条件下, 基于图的蚁群算法

(GBAS)可以保证以任意接近于 1 的概率收敛于给定问题实例的最优解; Stutzke 和 Dorigo^[18] 证明了针对一类蚁群算法, 当迭代次数趋向于无穷时, 蚁群算法可以保证找到全局最优解; Gutjahr^[19] 后来针对上述两类算法的缺点, 对基于图的蚁群算法进行改进并提出了 GBAS-Dev 和 GBAS-TLB 证明了可以选择合适的参数组合使得蚁群算法的动态随机过程收敛到最优解。Verbeeck^[20] 基于互联的学习自动机(Interconnected Learning Automata)对蚁群的行为建模, 认为可以把互连的学习自动机作为理论工具来考察蚁群算法的工作机理。

蚁群算法的理论分析为蚁群算法的改进提供了新的思路 and 角度, 对建立其理论基础有重要意义, 目前这方面的研究相对较少, 而且这些研究大都针对某一类蚁群算法, 并没有在一个共同的理论框架下讨论。

2.4 蚁群算法与其它算法的融合

蚁群算法易于与其它算法融合从而互相取长补短, 改善算法的性能。目前这个方面的研究成果, 包括蚁群算法与遗传算法、神经网络、微粒群算法等等之间的融合研究。

蚁群算法与遗传算法的融合。丁建立等^[21] 利用遗传算法产生路径上的初始信息素分布, 获得了较好的效果。对于蚁群算法与遗传算法的融合, 研究主要是用遗传算法优化蚁群算法中的参数和信息素, 以及将遗传算法中的选择、交叉变异等操作融入蚁群算法。

蚁群算法与神经网络的融合。Blum^[22] 用蚁群算法训练前馈神经网络, 并将其应用于模式分类。蚁群算法还可以与其它优化算法融合, 如免疫算法、粒子群算法。Holden^[23] 将蚁群算法和粒子群算法(Particle Swarm Optimization)集成在一起, 用于处理生物数据集的层次分类(Hierarchical Classification)。Bell^[24] 提出了一个基于蚁群算法和粗糙集方法的模型, 并将其用于特征选择。

蚁群算法作为一种较新的仿生优化方法, 与其它算法融合和比较的研究仍处于初级阶段, 相关的研究文献和报告较少。因此, 设计新的融合策略结合其它算法进一步改善蚁群算法的性能, 以及探讨蚁群算法与其它算法之间的联系都是非常有意义的研究方向。

3 蚁群算法的应用研究

蚁群算法最初被应用到经典的组合优化问题, 随着研究的深入, 应用范围逐渐扩大到更多的组合优化问题, 而且目前已有将蚁群算法应用到连续优化问题的研究。

3.1 静态组合优化问题中的应用

蚁群算法目前已经在诸多领域得到应用, 如水资源规划、电力系统的优化、物流领域等等。

典型的组合优化问题。从最初用蚁群算法解决旅行商问题^[1, 31]开始, 研究者们陆续将其应用到其它典型的组合优化问题: 二次规划问题^[12](Quadratic Assignment Problems)、图着色问题^[25](Graph Coloring Problems)。这些问题具有很强的工程代表性, 蚁群算法在典型的组合优化问题上的出色表现加速了它在工程应用领域的发展。

水利科学方面的应用 蚁群算法在水科学方面的应用集中在水资源规划设计方面。Zechin^[26] 用改进的蚁群算法对配水系统的设计进行优化。Hilton^[27] 人用蚁群算法对地下

水监测网络的设计进行优化。水利科学中的配水系统、灌溉系统、防洪系统的设计等工程应用问题都表现出组合优化问题的特征, 因此蚁群算法在水利工程优化领域有广泛的应用前景。

• 电力系统领域的应用 电力系统的许多优化问题本质上属于组合优化问题。Gomez等^[28]人将蚁群算法应用于配电网络的规划。Vlachogiannis等^[29]提出了用蚁群算法解决约束潮流问题, 实验结果表明蚁群算法具有较高的可靠性和优化能力。Foong等^[30]人将蚁群算法应用到发电厂检修计划的优化。电力系统的这些组合优化问题的有效解决将为电力企业节省大量的资金, 因此在电力系统领域的应用具有很高的实际价值。

• 物流领域的应用 物流领域中的一些问题也具有组合优化问题的性质。研究较多的是物流配送领域的车辆路径问题, Gambardella等^[31]人最先将蚁群算法应用于车辆路径问题。Merkel等^[32]人将蚁群算法应用于资源项目约束的排定问题 (Resource Constrained Project Scheduling Problems), 实验表明与其它启发式算法相比较优势明显。

3.2 动态组合优化问题中的应用

在动态组合优化问题中, 问题的解随时间而变。蚁群算法在动态组合优化问题的中的应用研究集中在通信领域。Schoonderwoerd等^[33]人率先将蚁群算法用于通信网络的路由问题, 提出了基于蚁群算法的路由算法。Di Caro等^[34]人基于蚁群算法设计了自适应路由算法 AntNet, 每个节点根据网络的状态动态更新路由表项。Hussein等^[35]提出了改进的蚁群算法应用于移动自组织网络的路由问题。

通信网络的一些特征, 如分布式的信息存储结构、网络的动态特性等与蚁群算法的本质特性非常类似, 因此蚁群算法在通信领域中有广泛的应用前景。

3.3 连续优化问题中的应用

目前蚁群算法在连续优化问题中的应用相对较少。Bilchev等^[36]最先尝试用蚁群算法解决连续优化问题。Ho等^[37]通过改进信息素更新策略提出了求解连续优化问题的蚁群算法, 算法应用在电磁装置的优化设计上获得了良好的效果。

目前将蚁群算法应用于连续优化问题的研究才刚刚起步, 连续优化问题与组合优化问题相比, 它们的最终优化目标不同, 因此需要在信息素更新策略、蚂蚁的状态转移策略上进行改进以适应连续优化问题的求解。

4 总结与展望

蚁群算法问世至今已有十多年, 其理论和应用都有了很大的进步, 蚁群算法从最初求解旅行商问题开始, 已经逐步发展为一个优化工具, 并且较为成功地应用到科学和工程中的多个领域。蚁群算法具有分布式计算、无中心控制、个体之间异步间接通信的特点, 而且易于与其它优化算法相结合。但是同时它也存在一些缺点: 问题规模很大时, 需要耗费很长时间才能找到可接受的解; 算法容易出现停滞现象; 蚁群算法作为一个仿生进化算法, 它在数学上缺少严格的理论基础以及正确性和可靠性的证明。因此, 蚁群算法在理论上还有很多问题尚待解决, 它的应用领域也有待进一步的挖掘。

综合本文的分析, 蚁群算法在如下几个方面可以作进一步的探讨:

(1) 蚁群算法理论基础的挖掘。包括蚁群算法收敛性的分

析与证明, 蚁群算法适用于一般问题的普遍理论框架的建立, 蚁群算法参数设置的原则的进一步研究。

(2) 蚁群算法的改进。可以考虑从新的角度对蚁群算法进行改进, 比如概率方法, 多种群策略, 蚁群之间信息共享机制的改进, 以及引入其它优化算法中的思想, 蚁群算法是一种基于种群的方法 (Population Based Method), 具有并行性, 可以进一步对算法的并行化进行研究。

(3) 蚁群算法与其它优化算法比较和融合研究。蚁群算法与其它随机算法之间的比较研究尚处于起步阶段, 研究者们已经尝试将蚁群算法与其它优化算法相融合以获得更强的优化能力, 但是蚁群算法与其它算法之间融合机制和策略仍有待进一步的探讨。

(4) 蚁群算法在实际的工程应用中的问题。当前的应用相当一部分仍是实验和仿真, 作为概率算法, 它在应用于实际问题时的稳定性也值得研究。

(5) 蚁群算法应用领域的拓展。蚁群算法已经被引入很多领域发挥其优化能力。目前应用较多的是静态组合优化问题, 如何改进将其应用于动态组合优化问题和连续优化问题是一个值得探索的方向。

参 考 文 献

- [1] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies. Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. Paris, France, 1991.
- [2] Goss S, Aron S, Deneubourg J-L, et al. Self-organized shortcuts in the Argentine ant. *Naturwissenschaften* 1989, 76(12): 579-581.
- [3] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B* 1996, 26(1): 29-41.
- [4] Dorigo M, Di Caro G. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. The Congress on Evolutionary Computation. Washington, DC, 1999.
- [5] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the travelling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 1997, 1(1): 53-66.
- [6] M Dorigo, L M Gambardella. Ant colonies for the travelling salesman problem. *Biosystems* 1997, 43(2): 73-81.
- [7] Solnon C. Boosting ACO with a Preprocessing Step. The Applications of Evolutionary Computing. EvoWorkshops 2003. EvoCOP, EvoASP, EvoSTM/EvoPLAN. Kinsale, Ireland, 2002.
- [8] Gaerner D, Clark K. On Optimal Parameters for Ant Colony Optimization Algorithms. The International Conference on Artificial Intelligence. Las Vegas, USA, 2005.
- [9] Pilat M, L White T. Using Genetic Algorithms to Optimize ACS-TSP. The Third International Workshop on Ant Algorithms. Brussels, Belgium, 2002.
- [10] Meyer B. Convergence Control in ACQ. The Genetic and Evolutionary Computation Conference. Seattle, USA, 2004.
- [11] Gambardella L M, Dorigo M. AntQ: a reinforcement learning approach to the travelling salesman problem. The 12th International Conference on Machine Learning. Tahoe City, CA, USA, 1995.
- [12] Taillard E D, Gambardella L. Adaptive memories for the Quadratic Assignment Problem. *Issue 10 Dalle Molle Studi di Intelligenza Artificiale. Technical Report IDSIA-87-97* 1997.
- [13] T Stutzle, H Hoos. Improvements on the ant system: introducing the MAX-MIN ant system. The International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms. Wien, Germany, 1997.

- [14] C Blum, M Dorigo. The hypercube framework for ant colony optimization. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B* 2004 34(2): 1161–1172
- [15] SH Pourtakdoust, H Nobahari. An Extension of Ant Colony System to Continuous Optimization Problems. The 4th International Workshop Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence. Brussels Belgium 2004
- [16] JDêø P Siany. A New Ant Colony Algorithm Using the Heterarchical Concept Aimed at Optimization of Multin inima Continuous Functions. The Third International Workshop on Ant Algorithms. Brussels Belgium 2002
- [17] Gutjahr W J. A Graph-based Ant System and its convergence. *Future Generation Computer Systems* 2000 16(8): 873–888
- [18] Stutzle T, Dorigo M. A short convergence proof for a class of ant colony optimization algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 2002 6(4): 358–365
- [19] Gutjahr W J. ACO algorithm with guaranteed convergence to the optimal solution. *Information Processing Letters* 2002 82(3): 145–153
- [20] Verbeeck K. A Novel Colonies of learning automata. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B* 2002 32(6): 772–780
- [21] 丁建立, 陈增强, 袁著祉. 遗传算法与蚂蚁算法的融合. *计算机研究与发展*, 2003 40(9): 1351–1356
- [22] Blum C, Socha K. Training feed-forward neural networks with ant colony optimization. An application to pattern classification. The Fifth International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Rio de Janeiro Brazil 2005
- [23] Holden N, Freitas A A. A hybrid Particle swarm/ant colony algorithm for the classification of hierarchical biological data. The 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium. California USA 2005
- [24] Bello R, Nove A, Y Caballero et al. A model based on ant colony system and rough set theory to feature selection. The Genetic and Evolutionary Computation Conference. Washington DC USA 2005
- [25] Costa D, Herzig A. Ants can colour graphs. *Journal of the Operational Research Society* 1997 48(3): 295–305
- [26] Zechin A C, Simpson A R, H R Majer et al. Parametric study for an ant algorithm applied to water distribution system optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 2005 9(2): 175–191
- [27] Hilton A C, Y Li. Optimal Groundwater Sampling Network Design through Ant Colony Optimization. The Genetic and Evolutionary Computation Conference. Washington DC USA 2005
- [28] Gomez J F, Khodr H M, P M De Oliveira et al. Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits. *IEEE Transactions on Power Systems* 2004 19(2): 996–1004
- [29] Vlachogiannis J G, Hatzargyriou M D, K Y Lee. Ant Colony System Based Algorithm for Constrained Load Flow Problem. *IEEE Transactions on Power Systems* 2005 20(3): 1241–1249
- [30] Wai Kuan F, Holger R M, Angus R S. Ant colony optimization for power plant maintenance scheduling optimization. The Genetic and Evolutionary Computation Conference. Washington DC USA 2005
- [31] LM Gambardella, é Taillard, G Agazzi. MACS-VRPTW: a multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows. In New ideas in optimization. McGraw-Hill Ltd, UK 1999 63–76
- [32] Merkle D, Middendorf M, Schneck H. Ant colony optimization for resource constrained project scheduling. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 2002 6(4): 333–346
- [33] Ruud S, Owen H, Janet B. Antlike agents for load balancing in telecommunications networks. *Proceedings of the first international conference on Autonomous agents*. Marina del Rey California United States 1997.
- [34] Cao G D, Dorigo M. AnNet: A Mobile Agents Approach to Adaptive Routing. Université Libre de Bruxelles. R D I A Technical Report. IRDA 1997: 97–12
- [35] Hussein O H, Saadawi T M L, Myung Jong. Probability routing algorithm for mobile ad hoc networks' resources management. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 2005 23(12): 2248–2259
- [36] B George C P, Ian. The Ant Colony Metaphor for Searching Continuous Design Spaces. The AISB Workshop on Evolutionary Computing. Sheffield UK 1995
- [37] S L Hø Y Shih, H C Wong et al. An improved ant colony optimization algorithm and its application to electromagnetic devices designs. *IEEE Transactions on Magnetics* 2005 41(5): 1764–1767

(上接第 11 页)

8. 决策机选择出最大值的 QoS 即 $ServiceN$ 的值;

EndFor

9. $S = S \cup \{ServiceN\}$;

Return $ServiceN$

在整个过程中, 计算 QoS 值的步骤 7 是最关键的。我们定义一个函数来专门处理这个问题, 并希望从数学方法论的观点出发选择出最好的服务。

3 结 论

本文主要针对目前服务发现中过分依赖 Web 服务的功能性属性这一方法的不足, 提出了一种基于非功能性 Web 服务质量 QoS 本体的 Web 服务选择 Broker 模型。之后, 介绍了 QoS PPR 来描述用户的个人偏好, 量化用户模糊需求; 提出了服务选择匹配算法和 QoS 值计算公式。目的是想通过这样的方法, 得到和用户模糊需求匹配度最好的 Web 服务。

参 考 文 献

- [1] 夏虹, 李增智, 陈彦萍. 基于概念格的语义 Web 服务匹配研究. *北京邮电大学学报*, 2006 29
- [2] 安杨, 关伟红, 赵波. 基于 DAML2S 的 Web 服务匹配方法. *复旦学报: 自然科学版*, 2004 43(5).
- [3] Soysal B, Bilen A, Munindar P, Singh A. A DAML-Based Repository for QoS-Aware Semantic Web Service Selection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Web Services* 2004.
- [4] Zhu Cheng, Liu Zhong, Zhang Weiming et al. An Efficient Decentralized Grid Service Discovery Approach based on Service Ontology. *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence* 2004
- [5] Zhou C, Chia L, Lee B. DAML-QoS Ontology for Web Services. *Int Conference on Web Services* 2004. San Diego California USA July 2004.
- [6] Tian M, Gramm A, Naumowicz T et al. A Concept for QoS Integration in Web Services. *1st Web Services Quality Workshop*. Rome Italy December 2003.
- [7] Bianchini D, De Antonellis V, Melchior M. QoS in ontology-based service classification and discovery. *3rd International Workshop on Web Semantics*. Saragossa Spain August 2004